3D舞台威亚系统RUL预测与变采样率DMC-PID延寿方法研究

毛海杰†, 张晓瑞, 冯小林, 蒋栋年

(1. 兰州理工大学 电气工程与信息工程学院, 甘肃 兰州 730050; 2. 甘肃省工业过程先进控制重点实验室, 甘肃 兰州 730050)

摘要: 针对3D舞台威亚系统因伺服电机退化导致的安全性问题, 考虑已有退化模型精度不高、传统寿命定义保守、延寿效率低下等问题, 本文提出了一种基于复合多阶段退化建模的系统级剩余寿命预测方法, 并基于预测结果开展了自适应变采样率自主维护策略研究. 首先, 从工程实际出发, 构建了包含基础控制层、健康评估层及自主维护层的三层级自主维护框架; 其次, 考虑退化阶段的差异性与随机冲击的影响, 建立了Wiener+Poisson复合多阶段退化模型, 并采用期望最大化参数估计算法, 将参数估计过程与累加和变点检测算法相融合, 采用更适宜评价控制系统寿命的最后逃逸时间定义, 求解得到复合多阶段退化模型下系统剩余寿命的解析解; 最后, 基于预测结果, 提出了基于自适应变采样率的DMC-PID延寿控制策略, 提高了维护效率和效果. 仿真实验验证了所提方法的有效性.

关键词: 3D舞台威亚系统; 剩余寿命预测; 复合多阶段退化; 最后逃逸时间; 自主维护; DMC-PID延寿控制

引用格式: 毛海杰, 张晓瑞, 冯小林, 等. 3D舞台威亚系统RUL预测与变采样率DMC-PID延寿方法研究. 控制理论与应用, 2025, 42(12): 2545 – 2556

DOI: 10.7641/CTA.2025.40300

Research on RUL prediction and variable sample rate DMC-PID life extension method for 3D stage wire system

MAO Hai-jie†, ZHANG Xiao-rui, FENG Xiao-lin, JIANG Dong-nian

(1. College of Electrical and Information Engineering, Lanzhou University of Technology, Lanzhou Gansu 730050, China;
2. Key Laboratory of Gansu Advanced Control for Industrial Processes, Lanzhou Gansu 730050, China)

Abstract: Aiming at the safety problems caused by servomotor degradation in 3D stage wire system, considering the existing degradation models with low accuracy, conservative definition of traditional life and low efficiency of life extension, this paper proposes a system-level remaining useful life prediction method based on the composite multi-stage degradation modeling, and carries out the research of adaptive variable sampling rate autonomous maintenance strategy based on the prediction results. Firstly, starting from practical engineering considerations, a three-level autonomous maintenance framework is constructed, which includes the basic control layer, the health assessment layer and the autonomous maintenance layer; secondly, considering the variability of the degradation stages and the influence of random shocks, a composite multi-stage degradation model of Wiener+Poisson is established, and an expectation-maximization parameter estimation algorithm is adopted, which integrates the parameter estimation process with the cumulative sum and change-point detection algorithms, and adopts a more appropriate evaluation of the last exit time definition of the control system life is used to obtain the analytical solution of the remaining useful life of the system under the composite multi-stage degradation model; Finally, based on the prediction results, a DMC-PID life extension control strategy based on adaptive variable sampling rate is proposed to improve the maintenance efficiency and effectiveness. Simulation experiments verify the effectiveness of the proposed method.

Key words: 3D stage wire system; remaining useful life prediction; compound multi-stage degradation; last exit time; autonomous maintenance; DMC-PID life extension control

Citation: MAO Haijie, ZHANG Xiaorui, FENG Xiaolin, et al. Research on RUL prediction and variable sample rate DMC-PID life extension method for 3D stage wire system. *Control Theory & Applications*, 2025, 42(12): 2545 – 2556

收稿日期: 2024−05−27; 录用日期: 2025−01−10.
†通信作者. E-mail: gsmaohj@163.com.
本文责任编委: 李德伟.
国家自然科学基金项目(62063017)资助.
Supported by the National Natural Science Foundation of China (62063017).

1 引言

3D威亚因具有灵活多变的空间运动形式、丰富多彩的艺术展示效果[1], 已成为现代演艺中常见的舞台装备之一. 在追求稳定、高效性能的同时, 其安全可靠运行对保障演出的顺利进行、人员和设备安全至关重要, 对其开展及时有效的健康维护是极为必要的. 预测与健康管理(prognostics and health management, PHM)通过状态监测、剩余寿命预测(remaining useful life, RUL)等技术实现对系统的预测维护, 能够有效降低维修成本、减少资源浪费、提高系统的安全性[2], 为系统健康维护提供了很好的解决方案.

RUL是PHM的基础与核心, 作为实现健康管理和预测性维护的关键, 近年来受到了广泛关注[3–5]. 主要包括基于失效机理、基于统计退化数据驱动、基于机器学习的方法等[3]. 由于退化过程的随机性和不确定性, 使得基于统计退化数据驱动的RUL预测方法成为了主流. 其中, 常见的随机模型主要有基于Gamma过程、基于Wiener过程与基于Markov的方法等[4]. Wiener过程因能够刻画非单调退化过程且具有良好的数学特性, 对退化信号的建模更具灵活性, 相较于其他模型得到了更加广泛的应用[5–8].

伺服电机作为3D舞台威亚系统的关键执行部件, 随着运行时长的增加, 磨损、老化等自然因素影响, 使其易发生性能退化, 导致控制系统性能变差; 另外, 环境中载荷突变、工况变化、随机冲击等外界因素又会加速这一退化进程[9], 使得退化过程受不同根源影响呈现复合多阶段特性. 因此, 基于单一退化规律、单一阶段退化建模的研究, 无法准确描述实际退化过程, 导致RUL预测精度不高. 鉴于此, 针对不同的研究对象, 学者们开展了复合、多阶段建模的相关研究. Wang等[10]分阶段描述了LCD显示器的退化过程, 采用Wiener+Gamma对其进行了RUL预测. Liu等[11]建立了两阶段Wiener模型, 并基于状态空间模型和马尔可夫链蒙特卡洛方法, 更新了退化模型的漂移系数; 王国峰等[12]采用多阶段Gamma退化模型对谐波减速器性能退化过程进行了准确预测; 董青等[13]建立了两阶段Wiener过程随机退化模型, 对电池的剩余寿命进行了预测.

以上关于复合、多阶段退化模型的RUL研究都是基于首达时间的剩余寿命定义, 也即在退化量第1次到达阈值时即认为失效. 由于控制系统典型的动态特性, 极易导致在正常工作状态下系统因干扰等而到达失效阈值, 但在控制器的调节下又恢复正常的情况. 因此, 在此定义下, 会使得系统寿命过早终止, 导致预测误差增大, 且不利于基于寿命预测结果的最优维护决策的实施. 鉴于此, Salminen[14]首次给出了最后逃逸时间(last exit time, LET)的寿命定义; 在此基础上, 文献[15–16]推导了该定义下的剩余寿命解析表达形式. 但是, 以上研究均未将寿命预测结果用于系统自主维护中.

基于RUL预测结果, 为实现系统不间断安全运行, 从控制角度出发, 通过在线调整控制器参数, 适当放松控制系统性能要求, 以此达到减缓退化、延长系统使用寿命的目的, 即通过开展延寿控制(life extending control, LEC)策略研究来实现, 作为在线自主维护的重要方式之一, 近年来受到了广泛关注[17–21]. Ray[17]对LEC的发展进行了介绍, 指出LEC的目标是实现系统性能与耐用性之间的理想平衡. Langeron[18]假设“退化速率与控制作用成正比”, 根据反馈控制系统的RUL预测结果, 对LQR中调节参数Q, R进行在线重新配置, 达到了延寿的目的. Si等[19]针对执行器退化下的反馈控制系统, 依据寿命预测结果通过对PID参数进行实时调节, 实现了系统延寿. 李炜等[20]依据单轴执行器退化下的多轴同步控制系统RUL实时预测结果以及执行器退化程度, 并结合系统期许工作时长, 提出了一种基于DMC-PID串级延寿控制方法. 申富媛等[21]基于风险评价函数, 采用模型预测控制(model predictive control, MPC)自主维护策略, 实现了无人机性能与寿命之间的折衷平衡, 延长了无人机的寿命. 然而, 上述研究虽然能够适当延长系统的寿命, 但在维护策略实施时, 均未考虑采样频率对维护过程的影响, 使得维护成本偏高, 造成一定的计算资源浪费.

目前针对3D舞台威亚系统的研究, 主要集中在改善控制性能方面[22–24], 从预测角度出发开展自主维护研究还鲜有见到. 如果能够对运行中系统的健康状态进行实时监测, 并据此提前开展维护措施则更有价值. 鉴于此, 本文针对因伺服电机退化导致3D舞台威亚系统无法满足任务时限要求的问题, 提出了一种基于复合多阶段退化建模的剩余寿命预测以及基于预测结果的自适应变采样率延寿控制方法.

相较于现有成果, 本文主要贡献如下:

1) 从工程实际出发, 构建了包括基础控制层、健康评估层与自主维护层的三层级串级自主维护架构, 兼顾了原有系统结构的不变与扩展功能可实现, 为后续将理论研究成果应用于工程实践奠定基础;

2) 同时考虑伺服电机自然退化与随机冲击的影响以及不同退化阶段的差异性, 在健康评估层中建立了基于Wiener+Poisson复合多阶段退化模型, 采用更适合评价其性能的最后逃逸时间寿命定义, 求解得到复合多阶段退化模型下系统RUL的概率密度函数, 提高预测的准确性;

3) 考虑采样频率对维护过程的影响, 结合不同层级功能差异及不同退化阶段对维护需求紧迫性不同, 在自主维护层中开展基于自适应变采样率的DMC-

PID延寿控制策略研究, 提高维护效率和效果, 为3D舞台威亚控制系统的低成本安全可靠运行提供保障, 并为其他相关控制系统的实时在线自主维护提供可借鉴的思路.

2　3D威亚系统三层级自主维护框架构建

2.1　3D威亚系统协同控制结构

3D威亚作为舞台演绎的特种设备, 通过在空间中的任意轨迹移动, 实现舞台的立体效果. 通常由伺服电机、控制器、钢丝绳(或合成绳)及其附件、滑轮组等多个部件组合而成. 在运行过程中, 除了保证单个伺服电机稳定运行外, 各轴之间在尽可能减小耦合作用的影响下, 通过保持一定的协调作用来完成控制任务. 常见的控制结构如图1所示.

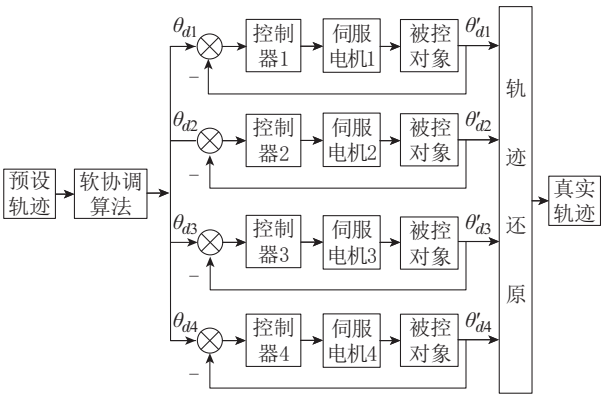


图 1　3D舞台威亚系统控制结构

Fig. 1　3D stage wire system control structure

图1中, 软协调算法能够将三维空间的运行轨迹通过解耦转化为各个轴上的输入, 再通过轨迹还原算法得到实际轨迹, 达到所需的舞台效果.

2.2　3D舞台威亚系统自主维护框架构建

针对伺服电机退化问题, 为使系统具有寿命预测与自主维护功能, 并保证自主维护的实施具有一定的工程可实现性, 更易于被工程界所接受, 在不改变原有系统的控制结构和控制策略的基础上, 构建了如图2所示的串级三层次自主维护框架.

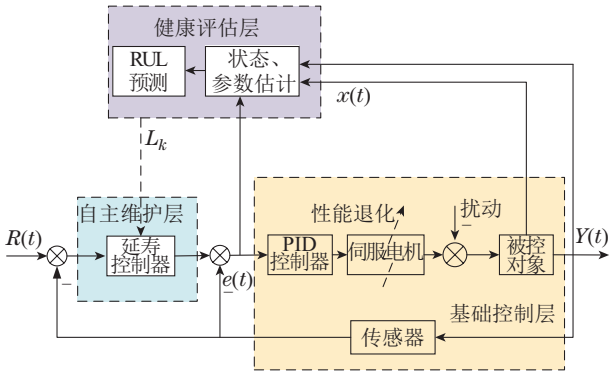


图 2　3D 舞台威亚系统在线自主维护架构

Fig. 2　Online autonomous maintenance architecture for 3D stage wire system

图2中, 为实现正常情况下的常规控制功能, 基础控制层保持原有控制结构和方式不变; 健康评估层主要通过对控制偏差$e(t)$、系统状态$X(t)$、输出$Y(t)$等变量实时采集与估计, 基于一定退化过程建模, 实现以系统剩余寿命预测为核心的健康状态评估; 基于评估结果, 通过外环延寿控制器结构设计和参数调节, 以串级方式实现对系统的在线自主维护.

值得一提的是, 上述框架中, 以延寿控制器为核心的自主维护层, 具备双重功能: 在正常情况下, 作为常规的串级控制, 能够起到加快响应速度等改善控制性能的作用; 而当伺服电机发生退化时, 则可通过调整延寿控制器参数, 调节控制作用, 进而降低伺服电机的执行压力, 以此实现控制性能或有降低但有效延长工作时长的目的, 从而为系统安全运行至任务结束争取到宝贵时间.

3　伺服电机退化下3D舞台威亚系统 RUL

3.1　基于最后逃逸时间的系统剩余寿命定义

对于舞台表演而言, 当前表演位置与设定位置是否存在偏差是评价3D舞台威亚系统最关键的指标之一, 而伺服电机的退化最终也体现在实时位置误差$e(t)$的变化上. 因此, 为了很好地完成运行任务, 将$e(t)$作为反映3D舞台威亚系统性能的评价指标, 兼顾了对系统"稳、准、快"的基本要求, 也能直观反映伺服电机退化对3D舞台威亚系统的影响.

考虑控制系统典型的动态特性, 传统的基于首达时间的剩余寿命定义过于保守, 不利于后期最优维护决策的实施. 为此, 参考文献[15–16], 本文采用更适宜评价控制系统的最后逃逸时间寿命定义. 在此定义下, 3D舞台威亚系统寿命可定义为位置误差$e(t)$最后一次超出系统可接受范围$e^{\max}$的时间, 具体表述为如下形式:

$$T=\sup\{t:e(t)<e^{\max}|e(0)<e^{\max}\},\qquad(1)$$

其中: sup表示上确界, $e^{\max}$为阈值.

为实现对退化过程的精确建模, 鉴于3D舞台威亚系统性能退化至失效的根源在于伺服电机退化, 因此, 可将3D舞台威亚系统寿命转化为伺服电机的寿命, 定义为

$$T=\sup\{t:M(t)<\omega|M(0)<\omega\},\qquad(2)$$

其中: $M(t)$是伺服电机的退化量; ω作为伺服电机的失效阈值, 可由系统的失效阈值$e^{\max}$确定, 满足

$$\omega=\{M(t)|e(t)=e^{\max}\},\qquad(3)$$

此时, 剩余寿命L_k的数学表达如下:

$$L_k=\sup\{l_k:M(t_k+l_k)<\omega|M(t_k)<\omega\}.\qquad(4)$$

上述基于最后逃逸时间的剩余寿命定义, 考虑了系统动态特性对退化过程的影响, 能够更为科学地定

义系统实际失效时刻, 这是精确预测系统寿命的关键. 通过对伺服电机退化过程建模以及模型参数估计等过程, 最终可得到L_k的解析解.

3.2 基于Wiener+Poisson复合多阶段退化建模

对于3D舞台威亚控制系统而言, 由于磨损、老化等影响, 使得电机发生自身性能退化不可避免; 同时, 在不同的使用工况下, 受不同工作负载、外界冲击等外在因素影响, 又会加速这一退化进程. 例如, 电机定子绝缘在老化过程中要承受电老化、热老化、机械老化等影响[25], 是一个渐进的过程, 且在退化发生的初期、中期及末期, 由于物理属性的不同, 电机的退化过程表现出明显差异性和多阶段特性; 另外, 运行过程中的负载突变、意外的干扰和冲击等又会加速这一退化进程. 因此, 在对电机进行退化建模时, 有必要同时考虑自然退化中不同退化阶段的差异性以及受老化、负载突变及随机冲击等内、外因素对退化过程的影响, 建立复合多阶段退化模型, 以提高预测精度.

在几类常见的随机过程模型中, Wiener过程能够描述连续、非单调的退化, 且具有良好的数学计算特性, 而Poisson过程常用来描述独立、均匀发生的离散过程. 这些特性与伺服电机发生的连续自然退化与离散冲击等引起的退化过程极为相似. 为此, 本文采用基于多阶段的非线性Wiener过程来描述自然退化, 采用具有累积效应的Poisson过程来描述随机冲击退化, 构建了基于Wiener+Poisson的复合多阶段退化过程模型, 如式(5)所示:

$$M(t)=X(t)+P(t), \tag{5}$$

式中: $M(t)$为t时刻同时考虑自然退化与随机冲击影响的伺服电机实际退化量; $X(t)$为伺服电机自然退化量, 为多阶段非线性Wiener过程模型; $P(t)$为累积冲击退化量, 是一个复合Poisson过程. 其中, 用于描述伺服电机自然退化的Wiener多阶段退化量$X(t)$为

$$X(t)=\begin{cases} X_0+\alpha_1\int_0^t \mu_1(\tau;\theta_1)\mathrm{d}\tau+\sigma_{\mathrm{B}_1}B(t), \\ \quad 0\leqslant t<t_{c_1}, \\ X_{c_1}+\alpha_2\int_{t_{c_1}}^t \mu_2(\tau;\theta_2)\mathrm{d}\tau+\sigma_{\mathrm{B}_2}B(t), \\ \quad t_{c_1}\leqslant t<t_{c_2}, \\ \quad\vdots \\ X_{c_{n-1}}+\alpha_n\int_{t_{c_{n-1}}}^t \mu_n(\tau;\theta_n)\mathrm{d}\tau+\sigma_{\mathrm{B}_n}B(t), \\ \quad t_{c_{n-1}}\leqslant t<t_{c_n}, \end{cases} \tag{6}$$

式中: X_0表示退化状态的初始值; α_i为每一阶段漂移系数; $\int_0^t \mu_i(\tau;\theta_i)\mathrm{d}\tau$为漂移函数, 依据对电机常见退化规律的分析并参考相关研究, 可采用$\mu_i(\tau;\theta_i)=a_ib_i\tau^{b_i-1}$幂函数形式; $\theta_i=[a_i,b_i]$为函数对应的参数, 通过选取不同的a_i b_i值可模拟不同阶段的退化速度等; σ_{B_i}为每一阶段的扩散系数; t_{c_i}为退化过程的分段点; X_{c_i}为t_{c_i}时刻的退化量, 也是$i+1$阶段退化量的初始值; $i=1,2,\cdots,n$为退化阶段; $B(t)$为标准布朗运动.

用于描述因负载突变、外界冲击等导致的伺服电机累积退化Poisson过程如下:

$$P(t)=\sum_{k=1}^{N(t)} S_k, \tag{7}$$

式中: $\{N(t),t\geqslant 0\}$是服从强度为λ的Poisson过程, 发生率为固定常数, 用于计算一定时间内冲击发生的次数; $S(k)$是冲击导致的退化量. 为便于后续理论推导, 假定在连续监测时间$[t_i,t_{i+1}]$内, 最多发生1次冲击, 同时每次发生冲击导致的退化量$S(k)$服从正态分布, 即$S(k)\sim N(\bar{\mu},\bar{\sigma}^2)$.

3.3 复合多阶段退化模型变点检测及参数估计

在建立了上述复合多阶段退化模型后, 准确识别各个阶段的分段点以及确定每一阶段的模型参数是首先要解决的两个问题. 对于分段点的识别, 综合考虑识别的准确性及实时性, 本文采用累加和检验(cumulative sum, CUSUM) 的变点检测算法进行变点识别; 对于模型参数的估计问题, 由于在$[t_i,t_{i+1}]$内是否发生冲击未知, 导致估计模型未知参数时存在“隐含变量”, 因此, 采用期望最大化算法(expectation maximization, EM)来估计模型未知参数.

3.3.1 基于CUSUM检验的在线变点检测

常见的变点检测方法主要有似然比(likelihood ratio, LR)检验、累加和(CUSUM)检验、贝叶斯在线检验等. LR检验需要变点之后的数据计算似然比, 有较大的滞后性; 贝叶斯检验对先验知识的依赖性较强, 非线性退化下其先验分布形式较为复杂, 不易获得; CUSUM检验通过对每个数据点与期望值之间的偏差累加, 能够快速检测到数据中的变点, 具有检测速度快、灵敏度高等优点[26]. 因此本文采用CUSUM变点检测算法. 具体算法流程如下:

步骤 1 初始化, 设定阈值用于判断是否发生变点;

步骤 2 对数据$M(k)$进行处理, 转化为对数形式

$$M^*=\ln M(k),$$

步骤 3 求取相邻时刻的监测数据增量

$$\Delta M^*(k)=M^*(k)-M^*(k-1),$$

步骤 4 计算数字特征均值增量的累加和

$$\mathrm{SUM}=\sum_{k=2}^{\infty}|E[\Delta M^*(k)]-E[\Delta M^*(k-1)]|,$$

步骤 5　判断累加和是否超出阈值, 若超出则当前检测点为变点, 否则返回步骤2.

3.3.2　基于EM算法的参数估计

根据所建立的复合多阶段模型, 每一阶段漂移系数 $\alpha_i \sim N(\mu_i, \sigma_i^2)$ 都服从正态分布, 此时未知参数为 $\Theta = [a_i, b_i, \sigma_{\mathrm{B}_i}, \mu_i, \sigma_i, \lambda, \bar{\mu}, \bar{\sigma}], i = 1, 2, \cdots, n$ 表示阶段数. 为方便后续进行剩余寿命预测, 需要对未知参数进行估计. EM算法是一种迭代优化算法, 用于在含有隐含变量的概率模型中进行参数估计, 其本质思想是通过迭代的方式交替进行期望E步和最大化M步两个步骤, 最终求得模型的最大似然估计或最大后验估计. 具体过程如下.

若在 $[t_i, t_{i+1}]$ 内无冲击发生, 则伺服电机退化增量$\Delta M = M_{i+1} - M_i$也服从一个正态分布, 即$\Delta M \sim N(\mu a(t_{i+1}^b - t_i^b), \sigma_{\mathrm{B}}^2(t_{i+1}^b - t_i^b) + \sigma^2 a^2 (t_{i+1}^b - t_i^b)^2)$; 假设在$[t_i, t_{i+1}]$内发生只一次冲击时, 则$\Delta M$表示为 $\Delta M \sim N(\mu a(t_{i+1}^b - t_i^b) + \bar{\mu}, \sigma_{\mathrm{B}}^2(t_{i+1}^b - t_i^b) + \sigma^2 a^2 \times (t_{i+1}^b - t_i^b)^2 + \bar{\sigma}^2)$. 假设隐含变量为$D_i$, 在$[t_i, t_{i+1}]$内无冲击时, $D_i = [1\ \ 0]^{\mathrm{T}}$; 发生一次冲击时, $D_i = [0\ \ 1]^{\mathrm{T}}$. 则依据文献[27], 未知参数$\Theta$的极大似然函数为

$$L(\Theta|X_k, D_k) = \prod_{i=1}^{k} \{\frac{1}{\sqrt{2\pi(\sigma_{\mathrm{B}}^2 \Delta t_i + \sigma^2 a^2 \Delta {t_i}^2)}} \cdot \exp[-\frac{(\Delta M_i - \mu a(t_{i+1}^b - t_i^b))^2}{2(\sigma_{\mathrm{B}}^2 \Delta t_i + \sigma^2 a^2 \Delta {t_i}^2)}]\}^{z_{i1}} \times \{\frac{1}{\sqrt{2\pi(\sigma_{\mathrm{B}}^2 \Delta t_i + \sigma^2 a^2 \Delta {t_i}^2 + \bar{\sigma}^2)}} \cdot \exp[-\frac{(\Delta M_i - \mu a(t_{i+1}^b - t_i^b) - \bar{\mu})^2}{2(\sigma_{\mathrm{B}}^2 \Delta t_i + \sigma^2 a^2 \Delta {t_i}^2 + \bar{\sigma}^2)}]\}^{z_{i2}}, \tag{8}$$

式中: $\Delta t_i = t_{i+1}^b - t_i^b$; z_{i1}, z_{i2}分别为D_i第1种情况和第2种情况.

利用EM算法, 重复执行E步和M步, 直到参数收敛或达到设定的停止条件, 最终得到模型的最优参数估计值. 其中:

E步: 计算隐含变量D的后验概率. 根据当前第j步的参数估计值, 计算第$j+1$步隐含变量D的条件概率分布.

$$\hat{\varphi}_i^j = \frac{\hat{\lambda}^j f_2}{(1 - \hat{\lambda}^j) f_1 + \hat{\lambda}^j f_2}, \tag{9}$$

式中:

$$f_1 = \frac{1}{\sqrt{2\pi(\sigma_{\mathrm{B}}^2 \Delta t_i + \sigma^2 a^2 \Delta {t_i}^2)}} \times \exp[-\frac{(\Delta M_i - \mu a(t_{i+1}^b - t_i^b))^2}{2(\sigma_{\mathrm{B}}^2 \Delta t_i + \sigma^2 a^2 \Delta {t_i}^2)}],$$

$$f_2 = \frac{1}{\sqrt{2\pi(\sigma_{\mathrm{B}}^2 \Delta t_i + \sigma^2 a^2 \Delta {t_i}^2 + \bar{\sigma}^2)}} \times \exp[-\frac{(\Delta M_i - \mu a(t_{i+1}^b - t_i^b) - \bar{\mu})^2}{2(\sigma_{\mathrm{B}}^2 \Delta t_i + \sigma^2 a^2 \Delta {t_i}^2 + \bar{\sigma}^2)}].$$

M步: 通过最大化似然函数来更新模型参数. 根据E步中计算得到的隐含变量D的后验概率, 更新模型的参数.

$$\hat{\sigma}_{\mathrm{B}}^{j+1} = [\frac{1}{n} \sum_{i=1}^{k} \hat{\varphi}_i^j \frac{(\Delta M_i - \hat{\mu}^{j+1} \hat{a}^{j+1} (t_{i+1}^{\hat{b}^{j+1}} - t_i^{\hat{b}^{j+1}}))^2}{\Delta t_i} - \frac{(\hat{\sigma}^{j+1})^2 (\hat{a}^{j+1})^2 \Delta t_i^2}{\Delta t_i}]^{\frac{1}{2}}, \tag{10}$$

$$\hat{\sigma}^{j+1} = [\frac{1}{n} \sum_{i=1}^{k} \hat{\varphi}_i^j \frac{(\Delta M_i - \hat{\mu}^{j+1} \hat{a}^{j+1} (t_{i+1}^{\hat{b}^{j+1}} - t_i^{\hat{b}^{j+1}}))^2}{2(\hat{a}^{j+1})^2 \Delta t_i^2} - (\hat{\sigma}_B^{j+1})^2 \Delta t_i]^{\frac{1}{2}}, \tag{11}$$

$$\hat{\mu}^{j+1} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{k} \frac{(1 - \hat{\varphi}_i^j)}{\hat{a}^{j+1} (t_{i+1}^{\hat{b}^{j+1}} - t_i^{\hat{b}^{j+1}})} \Delta M_i, \tag{12}$$

$$\hat{\bar{\mu}}^{j+1} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{k} (1 - \hat{\varphi}_i^j) \Delta M_i, \tag{13}$$

$$\hat{\bar{\sigma}}^{j+1} = [\frac{1}{N} \sum_{i=1}^{k} \hat{\varphi}_i^j \frac{(\Delta M_i - \bar{\hat{\mu}}^{j+1})^2}{2}]^{\frac{1}{2}}, \tag{14}$$

$$\hat{\lambda}^{j+1} = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^{k} (1 - \hat{\varphi}_i^j), \tag{15}$$

式中: $n = \sum_{i=1}^{k} \hat{\varphi}_i^j \Delta t_i$, $N = \sum_{i=1}^{k} (1 - \hat{\varphi}_i^j)$.

不断迭代上述过程, 直到满足参数的收敛结果, 由此可得到未知参数$\sigma_{\mathrm{B}}, \mu, \sigma, \lambda, \bar{\mu}, \bar{\sigma}$的估计值, 然后将估计值代入式(8), 得到关于参数a, b 的似然函数, 最终得到退化模型中未知参数的估计值.

3.4　复合多阶段退化模型下3D威亚系统RUL求解

基于所建立的伺服电机退化模型式(5), 采用第3.1节的最后逃逸时间定义, 当同时考虑自然退化与随机冲击影响时, 很难直接求出剩余寿命L_k的概率密度函数(probability density function, PDF). 鉴于此, 根据阈值转换思想[9], 将$M(t)$到达固定阈值ω转化为$X(t)$到达时变随机阈值$\bar{\omega}$, 定义$\bar{\omega} = \omega - P(t)$. $S(k)$具有独立相同正态分布, $S(k) \sim N(\bar{\mu}, \bar{\sigma}^2)$. 由于$\lambda$为固定常数, 则$P(t)$可近似看作是一个高斯分布的随机过程, 其期望为$\lambda t \bar{\mu}$, 方差为 $\lambda t(\bar{\mu}^2 + \bar{\sigma}^2)$. 为了更好地把冲击效应融入到退化模型过程中, 假定$P(t)$服从一个条件正

态分布, 即 $P(t)\sim N(\lambda t\bar{\mu},\lambda t(\bar{\mu}^2+\bar{\sigma}^2))$. 那么, 时变阈值$\bar{\omega}$也是一个随机变化的正态分布变量. 此时, 参考文献[9, 15–16], 经过一定的推导, 可得到如式(16)的RUL的PDF结果. 通过对剩余使用寿命的PDF计算, 可以得到系统在未来某个时间点内发生故障的概率, 以此预测系统的剩余寿命.

$$
\begin{aligned}
f_{L_k}(l_k)=&\frac{1}{\sqrt{2\pi(\sigma_k^2(a_k((l_k+t_k)^{b_k}-t_k^{b_k}))^2+\sigma_{\mathrm{B}_k}^2a_k((l_k+t_k)^{b_k}-t_k^{b_k}))^3}}\times\\
&(\omega-x_k)a_k\mathrm{b}_k{l_k}^{b_k-1}(\sigma_k^2a_k((l_k+t_k)^{b_k}-t_k^{b_k})(\omega-x_k)+\mu_k\sigma_{\mathrm{B}_k}^2a_k((l_k+t_k)^{b_k}-t_k^{b_k}))\times\\
&\sqrt{\frac{\sigma_k^2a_k((l_k+t_k)^{b_k}-t_k^{b_k})^2+\sigma_{\mathrm{B}_k}^2a_k((l_k+t_k)^{b_k}-t_k^{b_k})}{\lambda_kl_k(\bar{\mu}_k^2+\bar{\sigma}_k^2)+\sigma_k^2a_k((l_k+t_k)^{b_k}-t_k^{b_k})^2+\sigma_{\mathrm{B}_k}^2a_k((l_k+t_k)^{b_k}-t_k^{b_k})}}\times\\
&\exp(-\frac{(\omega-x_k-\mu_\alpha^ka_k((l_k+t_k)^{b_k}-t_k^{b_k})-\lambda_kl_k\bar{\mu}_k)^2}{2(\lambda_kl_k(\bar{\mu}_k^2+\bar{\sigma}_k^2)+\sigma_k^2a_k((l_k+t_k)^{b_k}-t_k^{b_k})^2+\sigma_{\mathrm{B}_k}^2a_k((l_k+t_k)^{b_k}-t_k^{b_k}))}),
\end{aligned}
\tag{16}
$$

其中: l_k为从t_k时刻开始到系统失效的剩余寿命, x_k为t_k时刻的退化量, a_k, b_k等为模型参数.

4 基于自适应变采样率的DMC-PID延寿控制策略设计

4.1 基于DMC的延寿控制

LQR, MPC等控制算法在延寿控制策略中使用较多. 相较于基于全局优化策略的LQR延寿控制方法, 基于MPC的延寿控制能够进行局部优化, 且具有良好的鲁棒性. 3D舞台威亚系统在不停机运行过程中, 需要克服冲击、负载突变等不确定因素的影响, 对鲁棒性的要求较高. 因此, 本文选取MPC方法来实现对3D舞台威亚系统的延寿控制.

DMC算法作为MPC的一种, 旨在利用系统动态模型进行多步预测, 并通过滚动优化求解最优的控制输入序列, 预测系统未来的输出. 对于其采用的阶跃响应模型, 可以用采样时刻$t=T,2T,\cdots,NT$的采样值$a_1,a_2,\cdots,a_N$来描述, 为模型时域长度. 3D舞台威亚系统基础控制层中PID的广义被控对象是渐近稳定的, 因此, 在NT时刻后阶跃响应接近其稳态值a_∞. 将集合$a=\{a_1,a_2,\cdots,a_N\}^{\mathrm{T}}$作为DMC的模型输入向量, 进行未来时刻的输出预测. 当在$t=kT$时刻加入M个采样间隔的控制增量$\Delta U(k)=[\Delta u(k)\ \ \Delta u(k+1)\ \cdots\ \Delta u(k+M-1)]^{\mathrm{T}}$时, 系统在未来$P$个时刻的预测模型输出值为

$$
Y_{\mathrm{m}}(k+1)=Y_0(k+1)+A\Delta U(k),\tag{17}
$$

式中: $Y_{\mathrm{m}}(k+1)=[y_{\mathrm{m}}(k+1|k)\ \cdots\ y_{\mathrm{m}}(k+P|k)]^{\mathrm{T}}$为控制增量作用时未来$P$个时刻的预测模型输出矢量; $Y_0(k+1)=[y_0(k+1|k)\ \cdots\ y_0(k+P|k)]^{\mathrm{T}}$为无控制增量作用时未来$P$个时刻的输出初始矢量; A为动态矩阵, 由单位阶跃响应系数a_i组成.

以3D舞台威亚系统的实时位置误差作为性能评价指标, 构造目标函数为如下二次型形式:

$$
\min J(k)=e^{\mathrm{T}}(k)Qe(k)+\Delta U^{\mathrm{T}}(k)R\Delta U(k),\tag{18}
$$

式中: $Q=\mathrm{diag}\{q_1,q_2,\cdots,q_P\}_{P\times P}$为误差加权矩阵; $R=\mathrm{diag}\{r_1,r_2,\cdots,r_M\}_{M\times M}$为控制加权矩阵; P为预测步长; M为控制步长; $e(k)$为系统实时位置误差, 是系统性能的约束量; $\Delta U(k)$为控制增量. 可通过最小化性能指标$J(k)$来获得某一时刻控制增量的最优控制律, 即

$$
\Delta U(k)=(A^{\mathrm{T}}QA+R)^{-1}A^{\mathrm{T}}Qe(k).\tag{19}
$$

可见$\Delta U(k)$的值与Q和R的数值大小有关. 因此, 通过调整Q, R中元素值的大小, 来实现对控制增量$\Delta U(k)$的调整, 以此达到适当放松系统性能约束、减缓伺服电机压力、延长系统使用寿命的目标.

4.2 基于自适应变采样率的延寿策略

目前, 在采用串级控制结构开展自主维护策略的研究中[20–21], 均假设外环的延寿控制器与内环的常规控制器工作在同一采样频率下. 这样的方法虽然能够有效延长系统的寿命, 却忽略了采样频率对整个维护过程和维护效率的影响.

在第2.2小节所建立的三层级自主维护框架中, 内环基础控制层主要负责对系统的快速响应和稳定控制, 为保证3D舞台威亚系统良好的位置控制效果和快速扰动抑制能力, 需要采用较高的采样频率; 处于中间层用以实现RUL预测的健康评估层, 考虑退化的慢时变特性, 高采样率有时是不必要的, 此时为节约计算和存储资源, 采样和预测频率可以适当降低; 而外环用以实现自主维护功能的DMC更关注系统的长期性能和延寿要求, 基于健康评估层的预测结果, 通过在线参数调整和优化, 实现对退化发生后系统控制性能的保持和工作时限的延长, 为此可以采用较中间健康评估层更低的维护频率.

另外, 考虑退化过程的多阶段特性, 在退化发生的初期、中期及后期, 对于寿命预测及自主维护的紧迫性需求也是不同的. 退化初期, 退化程度较轻, 在强鲁棒控制器的调节作用下, 基本能够保证控制性能不变, 此时预测和维护频率可以慢一些; 而在退化后期, 为

尽快掌握系统退化状态, 以便及时采取有效的维护措施, 保障系统的安全运行, 此时的预测和维护需求强烈, 必须采用较高的采样频率.

通过上述对自主维护框架中不同层级功能差异及不同退化阶段对采样率需求分析, 为节约计算资源与存储空间、提高维护效率, 对各层级以及退化过程各阶段分别设计不同的采样频率, 开展基于自适应变采样率研究是极为必要的.

为此, 依据上述对维护框架中不同层级功能差异分析, 将内环PID控制的采样频率设为f_1, RUL预测模块的采样频率设为f_{2i}, 外环DMC控制的采样频率设为f_{3i}. 为了确保系统的正常运行, 内环采样频率f_1为一固定值, f_{2i}, f_{3i}均为与退化过程相关联的变采样率, 三者之间满足如下关系:

$$f_{3i} < f_{2i} < f_1. \tag{20}$$

在此基础上, 进一步考虑不同退化阶段对健康预测和自主维护需求的紧迫性不同, 例如退化初期, 预测和维护需求较缓, 采样率可较小; 退化中期和后期, 预测和维护需求逐渐迫切, 此时的采样率要逐渐增大. 因此, 分别针对健康预测层和自主维护层, 各层采样频率随退化阶段的不同有如下关系:

$$f_{21} < f_{22} < \cdots < f_{2i}, \tag{21}$$

$$f_{31} < f_{32} < \cdots < f_{3i}, \tag{22}$$

综合式(20)–(22), 有

$$f_{31} < f_{32} < \cdots < f_{3i} < f_{21} < f_{22} < \cdots < f_{2i} < f_1, \tag{23}$$

从而实现了分别针对底层控制、中间层预测以及上层维护的不同层级以及退化的早期、中期和后期不同退化阶段的采样频率的自适应变化.

通过上述分析可以看出, 采样频率的自适应变化都是与退化阶段直接相关, 也即与退化速率相关. 因此, 为实现RUL预测、维护频率与退化阶段的匹配, 通过分析用于模拟退化的Wiener模型中指数函数$\mu_i(t;\theta_i) = a_i b_i t^{b_i-1}$可知, 关键参数$b_i (i=1,2,\cdots,n)$的大小直接影响着退化的快慢, 即$b_i$越大, 退化越快. 因此, 为进一步明确采样率的选取形式, 实现RUL预测频率以及维护频率与退化阶段的匹配, 在保证式(23)关系不变的基础上, 分别在健康预测和自主维护层, 建立与指数参数b_i相关的采样频率函数

$$f_{2i} = \exp(k_2 b_i), \tag{24}$$

$$f_{3i} = k_3 b_i, \tag{25}$$

其中k_2, k_3为相关系数, 为了确保采样频率与退化速率之间的正相关关系, 取值应大于零, 并设此时所对应的采样周期为T_{2i}, T_{3i}.

由于自主维护层主要采用基于DMC的延寿控制加以实现, 此时变采样率下Q, R矩阵元素调整策略为

$$\begin{cases} q_p(t_k + T_{3i}) = q_p(t_k) - \Delta q, \quad p = 1,2,\cdots,P, \\ r_m(t_k + T_{3i}) = r_m(t_k) + \Delta r, \ m = 1,2,\cdots,M, \end{cases} \tag{26}$$

满足如下约束条件:

$$\begin{cases} q > q_{\min}, \\ r < r_{\max}. \end{cases} \tag{27}$$

图3给出了3D舞台威亚系统自适应变采样率延寿方案的自主维护流程图.

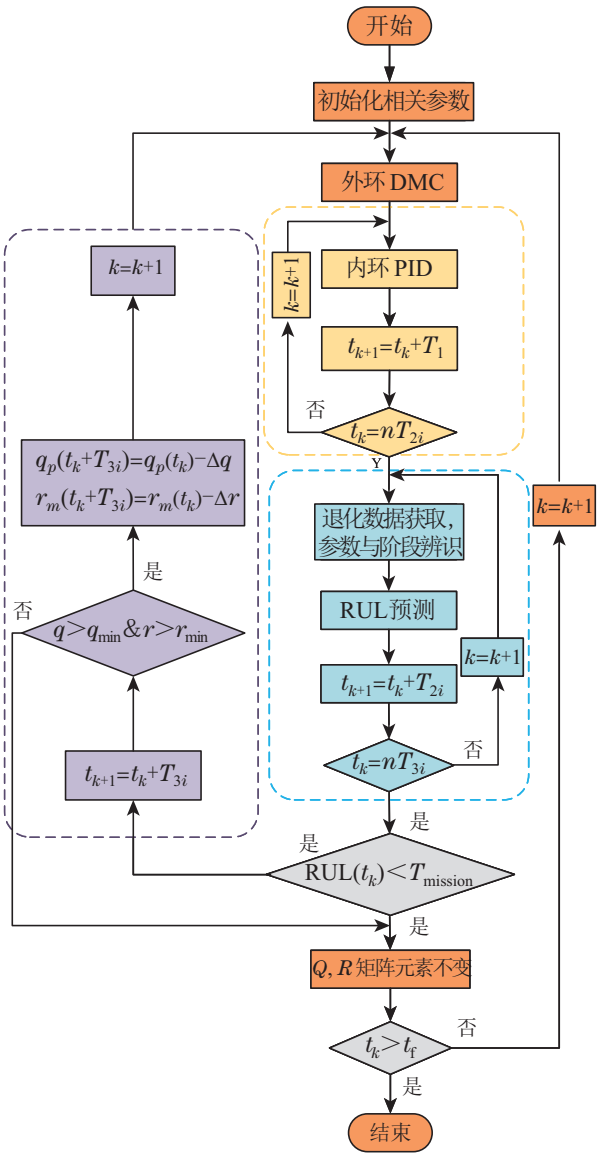


图 3　3D舞台威亚系统自适应变采样率延寿流程

Fig. 3　Adaptive variable sampling rate life extension process for 3D stage wire system

5　仿真实验与结果分析

5.1　3D 舞台威亚系统仿真模型

本文以3D舞台威亚系统为研究对象, 在MATLAB软件平台中搭建Simulink仿真模型, 对所提出的剩余

寿命预测与延寿控制方法进行有效性验证. 结合3D威亚控制系统结构, 伺服电机的传递函数可写为[28]

$$G(s)=\frac{K_{\mathrm{t}}}{L_{\mathrm{a}}Js^2+(L_{\mathrm{a}}B+R_{\mathrm{a}}J)s+R_{\mathrm{a}}B+K_{\mathrm{e}}K_{\mathrm{t}}},\tag{28}$$

式中: R_{a}为电阻, L_{a}为电感, J为电机的转动惯量, B为阻尼系数, K_{e}为感应电动势系数, K_{t}为电磁转矩系数.

构成威亚系统的4台伺服电机型号相同, 具体参数为: 功率10 kW, 额定电压220 V, 额定电流55 A, 转速1000 r/min, $R_{\mathrm{a}}=1.0\,\Omega$, $K_{\mathrm{e}}=0.192\,5\,\mathrm{V}\cdot(\mathrm{r/min})^{-1}$.

给定三维空间运动学轨迹方程如式(29)所示. 通过调节PI控制器参数并采用同步协调控制算法, 假设预设轨迹起点坐标为$P_0(3,0,5)$, 考虑演员可承受的最大体感速度, 预设安全线速度为$n_{\max}=2$ m/s, 可实现系统各部件正常情况下的常规控制.

$$\begin{cases} x_{\mathrm{d}}(t)=3\mathrm{e}^{-0.05t}\cos(0.628t),\\ y_{\mathrm{d}}(t)=3\mathrm{e}^{-0.05t}\sin(0.628t),\ t\in(0,500],\\ z_{\mathrm{d}}(t)=5-0.167t, \end{cases}\tag{29}$$

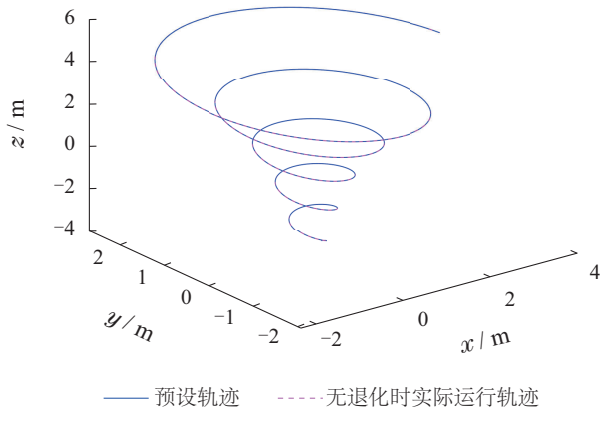
当演员按照式(29)所示的姿态曲线运行时, 合成线速度最高为1.896 9 m/s, 在预设的安全速度范围内. 图4给出了预设轨迹与实际轨迹的控制效果对比(图 4(a))及系统实时位置误差(图4(b)).

从图4中可以看到, 当伺服电机无退化发生时, 实际运行轨迹与预设轨迹之间的实时位置误差保持在0.004 m左右, 表明在PI控制器作用下控制效果良好.

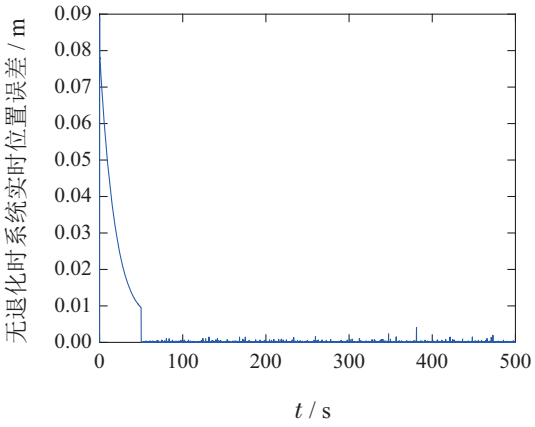
5.2 3D 舞台威亚系统RUL预测与结果分析

5.2.1 复合多阶段退化过程模拟

在满足基础控制的情况下, 为模拟伺服电机性能退化的运行轨迹, 考虑到退化一般表现为自身属性发生变化, 具体到模型中, 可表现为参数或状态的变化[29], 因此, 仿真中将电机模型中参数R_{a}以复合多阶段Wiener+Poisson变化, 以此来模拟因绝缘电阻老化以及外界冲击等导致的退化过程.



(a) 运行轨迹



(b) 实时位置误差

图 4 正常时3D舞台威亚系统运行轨迹和位置误差

Fig. 4 Trajectory and positional errors of 3D stage wire system

以两阶段退化为例, 表1给出了用于模拟两阶段复合退化的参数值, 仿真时间$T=500$ s, 第2阶段退化的发生时刻为$t=162$ s, 监测时间间隔为$\Delta t=0.1$ s, 假定每一个连续监测时间$[t_i,t_{i+1}]$内最多只发生一次冲击. 为提高仿真效率, 在仿真初始时刻退化即发生. 图5为模拟的复合两阶段退化轨迹.

表 1 用于生成退化数据的参数值

Table 1 Parameters for degradation data generation

参数	a_1	a_2	b_1	b_2	σ_{B_1}	σ_{B_1}	$\mu_{\alpha 1}$
设定值	0.5	1	0.8	1.2	1	2	2
参数	$\mu_{\alpha 2}$	$\sigma_{\alpha 1}$	$\sigma_{\alpha 2}$	λ	$\bar{\mu}$	$\bar{\sigma}$	—
设定值	1	0.4	0.2	0.3	0.01	0.2	—

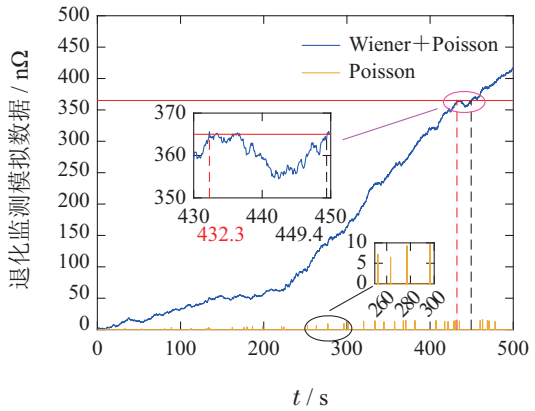


图 5 复合两阶段退化轨迹模拟

Fig. 5 Composite two-stage degenerate trajectory

可以看出, 在Wiener与Poisson的共同作用下, 整体退化过程呈现明显的非单调、非线性等特征, 且在变点前后, 退化呈现明显两阶段特征.

为了呈现退化过程对3D舞台威亚控制系统性能的影响, 图6给出了伺服电机发生退化时, 系统实时位置误差的变化情况.

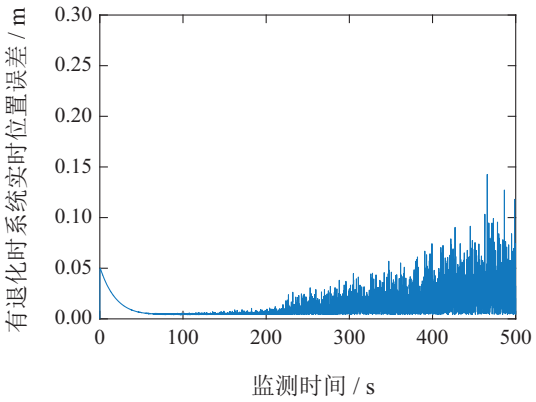


图 6　退化下实时位置误差

Fig. 6　Real-time position error under degradation

可以看出, 尽管在仿真开始时刻即发生退化, 但在退化的初始阶段, 系统在串级控制器作用下, 误差波动幅度较小, 可以认为系统处于正常运行状态; 随着退化持续, 实时位置误差在逐渐增大, 变点出现后退化速率加快, 退化程度逐渐加深, 实时位置误差进一步增大. 依据相关行业标准, 当设置位置误差阈值 $e^{\max}=0.1\,\mathrm{m}$ 时, 最终在 $t=449.3\,\mathrm{s}$ 运行轨迹超出设定值, 意味着系统失效. 此时对应伺服电机退化失效阈值$\omega=365$(如图5), 且由图5对细节放大可以看出, 在此阈值下, 当采用首达时间寿命定义时, 对应寿命为432.3 s, 而采用最后逃逸时间定义时寿命为449.4 s.

5.2.2　变点检测与参数估计

基于第3.3.1节的CUSUM变点检测算法, 图7给出了变点检测的结果.

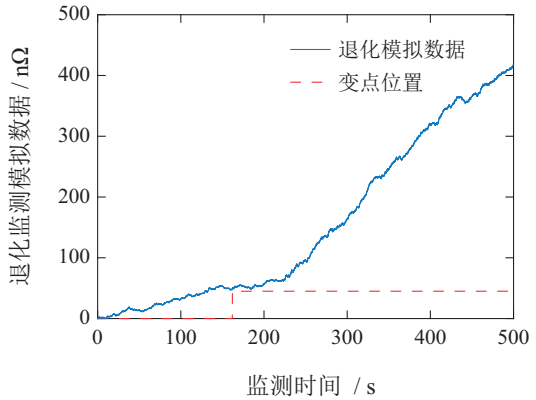


图 7　变点检测结果

Fig. 7　Change-point test results

图7中, 大约在162 s处出现变点, 将退化过程分成了两个阶段. 变点之前退化较为缓慢, 随后退化逐渐加速, 与之前模拟数据中所呈现的退化阶段情况比较符合, 同时也与之前设定的第2阶段退化初始时间几乎接近, 说明了在此情况下基于CUSUM的变点检测算法能够有效、准确的识别出退化过程中的变点.

在进行变点检测后, 为了更准确的预测系统的剩余使用寿命, 采用第3.3.2节的EM参数估计方法, 利用退化数据对所建模型的未知参数进行估计. 为验证参数估计效果, 分别基于本文所提出的Wiener+ Poisson复合多阶段退化模型(M2)与多阶段Wiener模型(M1)进行参数估计, 并基于估计结果进行拟合曲线对比. 最终得到参数收敛时的估计结果如表2, 两种模型参数下退化的拟合数据曲线如图8所示.

表 2　参数估计值

Table 2　Parameter estimate

参数	a_1	a_2	b_1	b_2	σ_{B_1}	σ_{B_1}	$\mu_{\alpha 1}$
M2	0.47	0.98	0.82	1.18	1.02	1.98	2.05
M1	0.46	1.01	0.78	1	0.96	2.02	1.95
参数	$\mu_{\alpha 2}$	$\sigma_{\alpha 1}$	$\sigma_{\alpha 2}$	λ	$\bar{\mu}$	$\bar{\sigma}$	—
M2	0.98	0.38	0.18	0.29	0.07	0.15	—
M1	0.98	0.42	0.19	—	—	—	—

由估计结果可以看出, 基于本文所提出的复合多阶段退化模型, 估计结果更接近真实值.

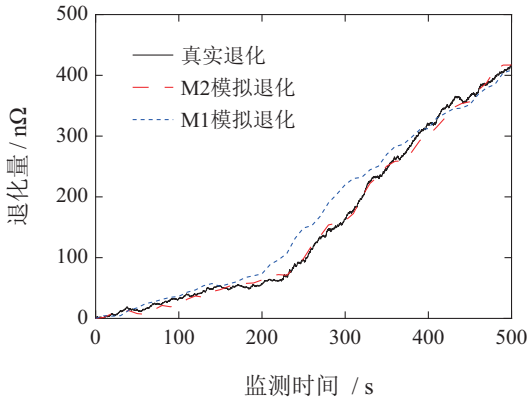


图 8　拟合数据曲线比较

Fig. 8　Comparison of fitted data curves

基于参数估计结果, 由图8的拟合可以看出, 在伺服电机退化过程中考虑随机冲击的影响, 模型M2对伺服电机真实退化过程的拟合效果更好.

进一步, 可采用式 (30) 的均方误差 (mean squared error, MSE)和决定系数(R^2)来定量评价两种模型对伺服电机退化过程描述的精确程度, 结果如表3所示.

$$\begin{cases} \mathrm{MSE}=\dfrac{1}{N}\displaystyle\sum_{k=1}^{N}(\hat{X}(k)-X(k))^2, \\ R^2=1-\dfrac{\displaystyle\sum_{k=1}^{N}(X(k)-\hat{X}(k))^2}{\displaystyle\sum_{k=1}^{N}(X(k)-\bar{X}(k))^2}, \end{cases} \tag{30}$$

其中: $X(k)$为真实数据, $\hat{X}(k)$为拟合后的数据, $\bar{X}(k)$为均值.

由表3的模型评价结果可知, 相较于模型M1, 模型M2参数估计结果拟合得到的曲线MSE更小, R^2更接近于1, 说明复合多阶段模型M2的参数估计结果拟合

效果更好. 可见, 对伺服电机退化进行建模时, 采用Wiener+Poisson复合多阶段退化模型能够更准确地描述其真实退化过程, 为后续更为准确的寿命预测奠定了基础.

表 3 模型评价结果

Table 3 Model evaluation results

模型	MSE	R^2
模型M2	0.358 6	0.934 1
模型M1	10.081 4	0.891 2

5.2.3 RUL 预测结果分析

在得到复合多阶段模型各参数后, 基于式(16), 设定每50 s为一个监测时刻点, 即可得到最后逃逸定义下的剩余使用寿命的PDF结果. 为验证所提方法的优越性, 将本文所提模型M2与多阶段模型M1进行对比, 两种方法预测的PDF结果如图9所示.

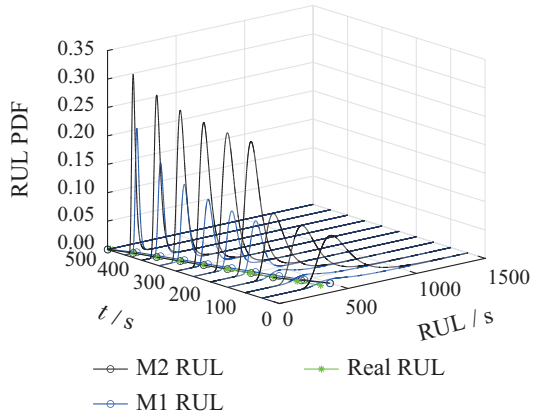


图 9 模型M2和M1的RUL的PDF

Fig. 9 RULfor models M2 and M1

在每一个监测时刻, 模型M2的PDF幅值都比模型M1的PDF幅值大, 且也相对窄一些, 说明了基于复合多阶段建模方法的预测结果更为准确.

为进一步清晰查看对比结果, 图10给出了两种方法的剩余寿命预测值的期望对比图.

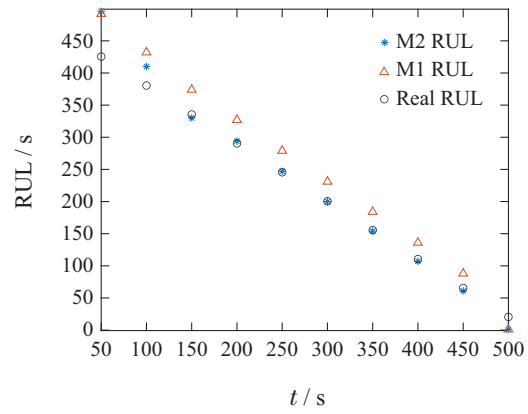


图10 模型M2和M1的RUL预测值期望

Fig.10 Expectation of RUL for models M2 and M1

可以看到复合多阶段模型下RUL预测结果(M2)比只考虑自然退化的多阶段模型预测结果(M1)预测误差更小, 更加接近真实值. 因此, 考虑伺服电机自然退化与随机冲击退化的影响, 建立复合多阶段模型, 是符合工程实际的, 也是更为有效和优越的.

5.3 基于自适应变采样率延寿控制结果分析

在第5.1节搭建的仿真模型基础上, 加入DMC延寿控制器, 整定PID与DMC控制器参数, 实现基础控制; 然后加入退化, 根据所设计的延寿策略对DMC中的Q, R矩阵元素做相应的调整, 通过与单一采样率、恒定多采样率、文献[29]的自适应多采样率方法以及本文提出的自适应变采样率4种方法进行对比, 以验证本文所提方法的有效性和优越性.

经整定, 正常情况下PI及DMC控制器相关参数如表4所示.

表 4 正常情况下控制器参数

Table 4 Controller parameters under normal conditions

名称	参数值
PI控制器	$K_{\rm P}=0.33,\ K_{\rm I}=4.59$
DMC控制器	$P=10, M=5,\ q_0=0.06,\ r_0=0.04$ $q_{\min}=0.04,\ r_{\max}=0.285$

当单轴发生多阶段退化时, 以T_1= 0.02 s采样周期对0~1 s被控对象的阶跃响应信号进行采样, 并将采样集合向量作为DMC的模型向量.

内环PID采样频率为50 Hz, 恒定多采样率下, 外环DMC采样频率为0.1 Hz; 本文提出的自适应变采样率下, RUL 预测模块和外环 DMC 采样频率根据式(24)–(25)确定. 图11给出了上述4种情况下退化轴输出的仿真结果.

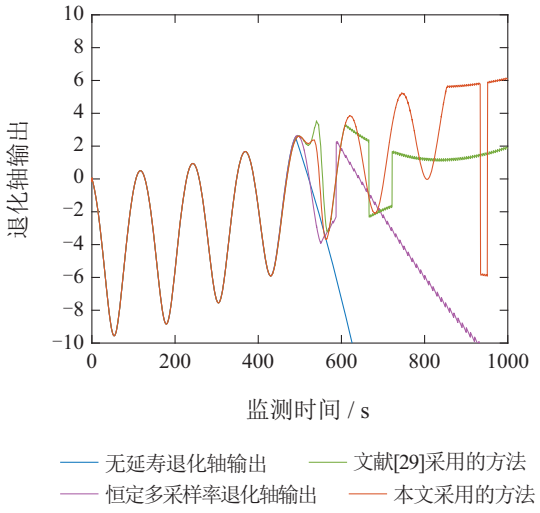


图11 退化轴输出

Fig.11 Degradation axis output

通过对比可以看出, 当退化过程中无延寿措施加入时, 大约在490 s时退化轴输出开始发散; 采用恒定

多采样率延寿策略时, 退化轴输出延后了约100 s, 能够适当延长寿命; 采用文献[29]中的方法, 将采样频率与多阶段特性匹配, 使得延寿效果较恒定多采样率又有进步. 采用本文的自适应变采样率延寿方法, 在时限范围内使得退化轴输出发散时间都迟于其他3种方法, 体现出一定的优势. 但最终都会发散, 这是因为延寿控制的作用只是缓解了退化过程, 而不能完全抑制退化.

为验证所提方法对维护效率方面的优势, 设置仿真时间$T = 1000$ s, 计算了延寿控制作用时, 4 种采样频率下DMC控制器参数调整次数, 结果如表5.

表 5 自主维护计算资源统计表

Table 5 Statistical table of self-maintained computing resources

延寿控制方法	自主维护模块运算次数
单采样率	5900
恒定多采样率	45
文献[29]的方法	105
本文的方法	65

可以看出, 基于单采样频率延寿策略的自主维护模块运算次数要远远大于其他3种方法. 本文所提出方法要更优于文献[29]所采用的方法, 虽然两种方法都能够降低自主维护模块的运算次数, 但是都高于基于恒定多采样率方法的运算次数, 这是因为系统在维护过程中, 无法同时兼顾延寿效果和计算资源, 这就需要对这两者之间实现一种折衷平衡.

综上, 本文提出的同时考虑不同退化阶段与不同层级功能差异的自适应变采样率的延寿方法, 能够更加有效延长系统运行时间, 且具有更优异的维护效率.

6 结论

本文针对伺服电机隐含退化下3D舞台威亚系统的安全性问题, 提出了一种综合考虑内、外因素以及不同退化阶段差异性的复合多阶段退化模型的剩余寿命预测方法, 并基于预测结果, 开展了自适应变采样率的DMC-PID延寿策略研究. 通过仿真实验, 得到了以下结论:

1) 针对系统具有时限范围内不停机运行的需求, 为实现寿命预测且基于预测结果的在线自主维护功能, 构建了包含基础控制层、健康评估层与自主维护层的三层级系统自主维护架构, 为提高系统在线自主维护能力与运行安全奠定了基础;

2) 综合考虑工程实际中伺服电机退化阶段的差异性以及内、外部因素导致的退化根源不同, 建立了基于Wiener+Poisson的复合多阶段退化模型, 并采用更适宜控制系统特性的最后逃逸时间寿命定义, 开展了RUL预测方法研究, 提高了预测的准确性;

3) 针对系统维护架构中不同层级的功能差异以及不同退化阶段对维护需求的紧迫性不同, 提出了基于自适应变采样率的自主维护策略, 在取得较好延寿效果的同时, 节约了计算资源, 提升了维护效率和效果.

在实际工程中, 针对多个部件同时发生退化以及最后逃逸时间寿命定义所具有的延迟等问题, 均是3D舞台威亚系统RUL预测和自主维护时需考虑的, 也是下一步有待深入研究和解决的问题.

参考文献:

[1] HOU Pengqiang, TANG Wei, XIANG Fei. Stage machinery technology and equipment series(6) – wire control system. *Entertainment Technology*, 2020(11): 30 – 33, 71.
(侯鹏强, 唐伟, 向飞. 舞台机械技术与设备系列谈(六)—威亚控制技术. 演艺科技, 2020(11): 30 – 33, 71.)

[2] REN Chao, LI Huiqin, LI Tianmei, et al. Equipment remaining useful life prediction method with dynamic calibration of degradation model. *Acta Aeronautica et Astronautica Sinica*, 2023, 44(19): 171 – 186.
(任超, 李慧琴, 李天梅, 等. 基于退化模型动态校准的设备剩余寿命预测方法. 航空学报, 2023, 44(19): 171 – 186.)

[3] PENG Y, LIU D T, PENG X Y. A review: Prognostics and health management. *Journal of Electronic Measurement and Instrument*, 2010, 24(1): 1 – 9.

[4] LEI J X, ZHANG W B, JIANG Z N, et al. A review: Prediction method for the remaining useful life of the mechanical system. *Journal of Failure Analysis and Prevention*, 2022, 22(6): 2119 – 2137.

[5] ZHANG Z X, SI X S, HU C H, et al. Degradation data analysis and remaining useful life estimation: A review on Wiener-process-based methods. *European Journal of Operational Research*, 2018, 271: 775 – 796.

[6] WANG Xi, HU Chuanghua, REN Ziqiang, et al. Performance degradation modeling and remaining useful life prediction for aero-engine based on nonlinear Wiener process. *Acta Aeronautica et Astronautica Sinica*, 2020, 41(2): 190 – 200.
(王玺, 胡昌华, 任子强, 等. 基于非线性Wiener过程的航空发动机性能衰减建模与剩余寿命预测. 航空学报, 2020, 41(2): 190 – 200.)

[7] (SHI Quan, HU Changhua, SI Xiaosheng, et al. Remaining useful lifetime prediction method of controlled systems considering performance degradation of actuator. *Acta Automatica Sinica*, 2019, 45(5): 941 – 952.)
施权, 胡昌华, 司小胜, 等. 考虑执行器性能退化的控制系统剩余寿命预测方法. 自动化学报, 2019, 45(5): 941 – 952.

[8] PANG Z N, SI X S, HU C H, et al. An age-dependent and state-dependent adaptive prognostic approach for hidden nonlinear degrading system. *IEEE/CAA Journal of Automatica Sinica*, 2022, 9(5): 907 – 921.

[9] BAI Can, HU Changhua, SI Xiaosheng, et al. Remaining useful life prediction method for degradation equipment with random shocks. *Systems Engineering and Electronics*, 2018, 40(12): 2729 – 2735.
(白灿, 胡昌华, 司小胜, 等. 随机冲击影响的非线性退化设备剩余寿命预测. 系统工程与电子技术, 2018, 40(12): 2729 – 2735.)

[10] WANG X L, JIANG P, GUO B, et al. Real-time reliability evaluation for an individual product based on change-point Gamma and Wiener process. *Quality and Reliability Engineering International*, 2014, 30(4): 513 – 525.

[11] LIU K, ZOU T J, X M C, et al. RUL prediction based on two-phase wiener process. *Quality Reliability Engineering International*, 2022, 38(7): 3829 – 3843.

[12] WANG Guofeng, CAO Zenghuan, FENG Haisheng, et al. Real-time reliability evaluation and life prediction of harmonic reducer based on multistage degradation modeling. *Journal of Tianjin University: Science and Technology*, 2022, 55(2): 122 – 132.
(王国锋, 曹增欢, 冯海生, 等. 基于多阶段退化建模的谐波减速器实时可靠性评估与寿命预测. 天津大学学报(自然科学与工程技术版), 2022, 55(2): 122 – 132.)

[13] DONG Qing, ZHENG Jianfei, HU Changhua, et al. Remaining useful life prognostic method based on two-stage adaptive Wiener process. *Acta Automatica Sinica*, 2022, 48(2): 539 – 553.
(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. 自动化学报, 2022, 48(2): 539 – 553.)

[14] SALMINEN P. On the first hitting time and the last exit time for a Brownian motion to/from a moving boundary. *Advances in Applied Probability*, 1988, 20(2): 411 – 426.

[15] ZHANG Jianxun, DU Dangbo, SI Xiaosheng, et al. Lifetime prediction for stochastic deteriorating systems based on the last exit time. *Acta Automatica Sinica*, 2022, 48(1): 249 – 260.
(张建勋, 杜党波, 司小胜, 等. 基于最后逃逸时间的随机退化设备寿命预测方法. 自动化学报, 2022, 48(1): 249 – 260.)

[16] ZHANG J X, DU D B, SI X S, et al. Prognostics based on stochastic degradation process: The last exit time perspective. *IEEE Transactions on Reliability*, 2021, 70(3): 1158 – 1176.

[17] RAY A. Life extending control of large-scale dynamical systems. *Proceedings of the 2001 American Control Conference*. Arlington, VA, USA: IEEE, 2001, 5: 3692 – 3701.

[18] LANGERON Y, GEALL A, BARROS A. Actuator health prognosis for designing LQR control in feedback systems. *Chemical Engineering Transactions*, 2013, 33: 979 – 984.

[19] SI X, REN Z, HU X, et al. A novel degradation modeling and prognostic framework for closed-loop systems with degrading actuator. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2020, 67(11): 9635 – 9647.

[20] LI Wei, YAN Weijun, MAO Haijie. Research on life prediction and extension method of multi-axis synchronous control system. *Control and Decision*, 2023, 38(9): 2587 – 2596.
(李炜, 颜伟俊, 毛海杰. 多轴同步控制系统的寿命预测与延寿方法研究. 控制与决策, 2023, 38(9): 2587 – 2596.)

[21] SHEN Fuyuan, LI Wei, JIANG Dongnian. Life prediction and self-maintenance method of quadrotor unmanned aerial vehicle. *Journal of Jilin University: Engineering and Technology Edition*, 2023, 53(3): 841 – 852.
(申富媛, 李炜, 蒋栋年. 四旋翼无人机寿命预测和自主维护方法. 吉林大学学报(工学版), 2023, 53(3): 841 – 852.)

[22] LI Wei, GE Zhenfu, GONG Jianxing. Wire coordinated synchronous control method for 3-D stages based on LADRC. *Journal of Lanzhou University of Technology*, 2017, 43(6): 78 – 84.
(李炜, 葛振福, 龚建兴. 基于LADRC的3D舞台威亚协调同步控制方法. 兰州理工大学学报, 2017, 43(6): 78 – 84.)

[23] GE Zhenfu. *Research on Coordinated Synchronization and Fault Tolerant Control of Stage Wire System*. Lanzhou: Lanzhou University of Technology, 2017.
(葛振福. 舞台威亚系统的协调同步与容错控制方法研究. 兰州: 兰州理工大学, 2017.)

[24] WAN Guobei. *Study on method of safety control system of 3D stage wire*. Lanzhou: Lanzhou University of Technology, 2018.
(万国北. 3D舞台威亚系统安全性控制方法研究. 兰州: 兰州理工大学, 2018.)

[25] ZHENG Dayong, ZHANG Pinjia. A review of fault diagnosis and online condition monitoring of stator insulation in AC electrical machine. *Proceedings of the CSEE*, 2019, 39(2): 395 – 406.
(郑大勇, 张品佳. 交流电机定子绝缘故障诊断与在线监测技术综述. 中国电机工程学报, 2019, 39(2): 395 – 406.)

[26] HU Changhua, FAN Hongdong, WANG Zhaoqiang. *Residual Life Prediction and Optimal Maintenance Decision for a Piece of Equipment*. Beijing: Defense Industry Press, 2018: 43 – 44.
(胡昌华, 樊红东, 王兆强. 设备剩余寿命预测与最优维修决策. 北京: 国防工业出版社, 2018: 43 – 44.)

[27] LI Zongren. *Research on remaining useful life prediction and life extension control method of uncertain feedback control system*. Lanzhou: Lanzhou University of Technology, 2021.
(李宗仁. 不确定反馈控制系统的寿命预测与延寿控制方法研究. 兰州: 兰州理工大学, 2021.)

[28] XU Shanzhi, REN Jiazhi, ZHANG Xiaorong, et al. Space vector control simulation of permanent magnet synchronous motor. *Modern Manufacturing Technology and Equipment*, 2019, 8: 60 – 63.
(徐善智, 任家智, 张晓荣, 等. 永磁同步电机空间矢量控制仿真研究. 现代制造技术与装备, 2019, 8: 60 – 63.)

[29] LI Weilin. *Research on autonomous maintenance strategy of 3D stage Wire system based on real-time lifetime prediction*. Lanzhou: Lanzhou University of Technology, 2023.
(李伟林. 基于实时寿命预测的3D舞台威亚系统自主维护策略研究. 兰州: 兰州理工大学, 2023.)

附录

表 A1 文中涉及的变量和参数名称及含义

Table A1 Variables and parameters involved in the paper

序号	变量或参数	含义及说明
1	T	3D威亚系统寿命
2	$e(t)$	实时位置误差
3	$e^{\max}$	位置误差阈值
4	$M(t)$	伺服电机复合退化量
5	ω	伺服电机退化阈值
6	L_k	3D威亚系统剩余寿命
7	$X(t)$	伺服电机自然退化量
8	$P(t)$	伺服电机累积冲击退化量
9	$B(t)$	标准布朗运动
10	σ_{B_i}	每一阶段的扩散系数
11	$S(k)$	一次冲击导致的退化量
12	$\bar{\mu}$	冲击退化量的均值
13	$\bar{\sigma}^2$	冲击退化量的方差
14	λ	Poisson过程强度
15	α_i	漂移系数, 服从正态分布
16	μ_i	漂移系数的均值
17	σ_i^2	漂移系数的方差
18	$\Delta U(k)$	控制增量
19	$Y_{\mathrm{m}}(k+1)$	预测模型输出
20	A	动态矩阵
21	P	预测步长
22	M	控制步长
23	$J(k)$	目标函数
24	Q, R	误差和控制加权矩阵
25	f_1, f_{2i}, f_{3i}	不同层级采样频率
26	k_2, k_3	可选系数

作者简介:

毛海杰 博士, 副教授, 主要研究方向为动态系统故障诊断与容错控制、控制系统寿命预测与健康维护, E-mail: gsmaohj@163.com;

张晓瑞 硕士研究生, 主要研究方向为控制系统寿命预测与健康维护, E-mail: zxr1980694912@163.com;

冯小林 正高级工程师, 主要研究方向为自动化系统工程、计算机集成制造系统及智能自动化系统, E-mail: splendor2003@lut.edu.cn;

蒋栋年 博士, 副教授, 主要研究方向为动态系统故障诊断、智能传感器优化设计、人工智能和工业过程先进控制, E-mail: dreamjdn@126.com.