

DOI: 10.13382/j.jemi.B2508687

非完美维修与退化耦合的间歇故障预测^{*}

郁 明 陈俊杰 卢昊天

(合肥工业大学电气与自动化工程学院 合肥 230009)

摘 要:针对现有非线性机电系统的间歇故障预测模型精度不足的问题,提出一种基于非完美维修与退化耦合的剩余使用寿命预测方法。首先,建立非线性机电系统的键合图模型,以进行故障检测和隔离,并提出一种增强水流优化算法用于实现间歇故障估计。其次,基于滚动窗口提取混合间歇故障特征,以全面地描述间歇故障的退化趋势。针对非完美维修与退化耦合效应同时存在的情形,提出一种间歇复合退化模型以预测故障元件的剩余使用寿命。所提模型将故障元件的退化过程分成内部退化和外部退化,并通过耦合因子和失效强度几何减少模型描述退化耦合效应和非完美维修效应对退化过程的影响。实验结果表明,所提方法在多重间歇故障情况下剩余使用寿命的预测精度分别达到 97.53% 和 96.80%,优于粒子群优化算法和水流优化算法;同时,与仅考虑退化耦合效应和仅考虑非完美维修效应的预测性能相比,所提方法的预测精度显著提升。

关键词:非完美维修;退化耦合;非线性机电系统;间歇故障

中图分类号: TH165⁺.3;TN98 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.8060

Intermittent fault prognosis under imperfect maintenance and degradation coupling

Yu Ming Chen Junjie Lu Haotian

(School of Electrical Engineering and Automation, Hefei University of Technology, Hefei 230009, China)

Abstract:In order to solve the problem that existing degradation models for nonlinear electromechanical systems under intermittent faults fail to simultaneously consider the effects of imperfect maintenance and degradation coupling, which leads to a decline in prediction accuracy, a remaining useful life prediction method based on intermittently composite degradation model is proposed for nonlinear electromechanical system with intermittent faults. Firstly, the bond graph model of the nonlinear electromechanical system is established for fault detection and isolation, and an augmented water flow optimizer algorithm is developed for intermittent fault estimation. Secondly, a hybrid intermittent fault feature is extracted based on the tumbling window to comprehensively describe the intermittent fault trend. The intermittently composite degradation model is proposed to predict the remaining useful life of faulty component in the situation where the imperfect maintenance and degradation coupling effect exist simultaneously. The model divides the degradation process of the faulty components into internal and external degradation, and describes the effects of degradation coupling and imperfect maintenance through coupling factors and a geometric reduction of intensity model. Experimental results show that the proposed method achieves cumulative relative accuracy of 97.53% and 96.80% in predicting the remaining useful life of multiple intermittent faults, which is superior to the particle swarm optimization algorithm and the water flow optimization algorithm. Additionally, in comparison with degradation models considering only degradation coupling effects and only imperfect maintenance effects, the proposed method demonstrates significant improvement in prediction accuracy.

Keywords:imperfect maintenance; degradation coupling; nonlinear electromechanical system; intermittent fault

0 引言

在现代工业生产中,复杂机电系统(例如感应电机、线控转向系统等)通常由多个元件组成。由于多个元件可能同时发生退化现象,会导致退化耦合效应(degradation coupling effect, DCE)。当系统中存在 DCE 时,一个故障元件的退化可能会对其他故障元件的健康状况产生负面影响。例如,线控转向系统中齿轮和齿条的退化一般由金属材料的老化和机械磨损共同组成,其中机械磨损仅在转向电机驱动前轮转动时发生。因此,可以将齿轮和齿条的机械磨损视为外部退化,而将金属材料的老化视为内部退化,其中前者的严重程度随其他故障元件的退化而增加,后者的严重程度仅取决于元件的材料特性。传统故障预测方法一般通过推断故障元件的未来退化趋势实现剩余使用寿命(remaining useful life, RUL)预测,以提高系统的可靠性^[1]。然而,这类方法大多没有考虑 DCE 对 RUL 预测的影响。因此,传统的故障预测方法在 DCE 情况下不再适用。近年来,有关 DCE 的研究已得到国内外学者的广泛关注。Bian 等^[2]提出一种描述故障元件退化耦合的随机方法。Liang 等^[3]构建了可以表征固有相关性和诱导相关性之间故障传播的退化模型。尽管上述研究从 DCE 的角度对故障元件的退化过程进行建模,却忽略了维修的影响。在工业生产中,为了延长机电系统的 RUL 并降低故障率,经常采用定期或不定期的维修措施^[4]。因此,为了准确地预测机电系统的 RUL,有必要同时考虑维修和 DCE 对退化过程的影响。

维修是指可以保持系统健康状况或者使系统健康状况恢复到可接受程度的一种措施^[5]。一般来说,维修可以分为完美维修和小修。完美维修可以将故障系统修复如新,而小修只能使系统保持在维修之前的状态,即依然如旧^[6]。然而,修复如新和依然如旧是两种比较极端的情况,在实际系统中出现较少。常见的维修措施只能在一定程度上降低故障的严重程度,缓解系统的退化状态,但不能使系统修复如新。因此,Pham 等^[5]提出非完美维修(imperfect maintenance, IM)的概念,以描述能将系统恢复到修复如新和依然如旧之间状态的维修措施。在工业生产中,大部分维修措施都属于 IM,例如为齿轮箱添加润滑油、对风力发电机转子进行动平衡调整等。近年来,虽然针对 IM 建模方法的研究取得了一定的成果,但是考虑 IM 下 RUL 预测的研究十分有限。Wang 等^[7]提出一种基于退化量负跳变策略的 Wiener 过程模型描述 IM 下故障元件的退化趋势。郁明等^[8]针对线控转向系统,研究了 IM 下间歇故障预测方法。然而,上述预测方法假设 IM 只会缓解故障元件的退化过程,忽略了 IM 对退化过

程的负面影响(例如 IM 后故障元件的退化率会增加)。

一般来说,IM 在故障元件的退化过程中起正面的作用(即缓解退化过程)。然而,在某些情况下,IM 可能会导致负面效应。对于存在 DCE 的机电系统,IM 在将故障元件恢复到更健康水平的同时,还有可能加快元件的退化过程(例如元件在 IM 后退化率增加)。例如,在齿轮齿条系统中,可以通过添加润滑油减少机械磨损,这种现象体现了 IM 的正面效应。然而,当润滑油渗入到金属材料的表面裂纹后,可能会导致裂纹扩展加深,最终加快金属材料的老化,这体现了 IM 的负面效应^[9]。近些年来,已有学者基于 Gamma 过程和 Wiener 过程对 IM 的正面与负面效应进行了相关探讨^[10-12]。然而,上述文献均未从 DCE 的角度对 IM 的正面与负面效应进行描述,且不是针对间歇故障。

与渐变故障不同,间歇故障作为一种非连续性故障,具有随机发生的特点,这导致间歇故障退化特征的提取较为困难^[13]。为了解决上述问题,文献[14]基于滚动窗口(tumbling window, TW)提取间歇故障的故障特征幅值和故障持续时间特征,并提出一种基于双退化过程的间歇故障预测方法。然而,该方法忽略了 IM 和 DCE 对间歇故障退化过程的影响。

综上所述,在 IM 和 DCE 影响下进行间歇故障预测研究具有重要意义。为此,本文提出一种 IM 和 DCE 下非线性机电系统间歇故障预测方法。首先,建立非线性机电系统的键合图(bond graph, BG)模型,构建基于增广解析冗余关系(augmented analytical redundancy relations, AARRs)的故障诊断方法。其次,提出基于高斯变异的增强水流优化(augmented water flow optimizer, AWFO)算法,并设计基于 AWFO 的间歇故障估计器辨识故障元件的故障特征幅值、故障发生时刻和故障消失时刻。然后,基于 TW 提取混合间歇故障特征,通过失效强度几何减少(geometric reduction of intensity, GRI)模型描述 IM 效应,并结合故障元件的内部退化(受 IM 负面效应影响)和外部退化(受 IM 正面效应和 DCE 影响),提出一种间歇复合退化模型以描述 IM 与 DCE 下间歇故障的退化趋势。基于该模型,构建一种扩展有限状态机以确定间歇复合退化模型系数,为故障元件的 RUL 及其修正值的预测提供依据。最后,通过实验验证所提方法的有效性。

1 非线性机电系统故障诊断

1.1 非线性机电系统 BG 模型

针对图 1 中的非线性机电系统,基于 BG 理论和因果关系反置法建立传感器因果关系反置的 BG 模型(如图 2 所示),该模型可分为以下 4 个部分:

1) 电机驱动器:电机驱动器由流源 Sf ; V_{in} 和变换器

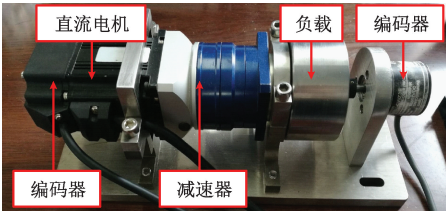


图1 非线性机电系统

Fig. 1 Nonlinear electromechanical system

TF; q_1 组成;

2) 直流电机:直流电机主要由电气部分与机械部分组成。电机的电气部分包括电阻 $R;R_l$ 和回转器 $GY; q_2$ 。电机的机械部分包括惯性元件 $I;J_m$ 、容性元件 $C; 1/K$ 和表示非线性摩擦力的阻性元件 $R;R_m$, 其中, R_m 根据 Stribeck 摩擦模型原理,如式(1)所示。

$$R_m = f_{mv} \dot{\theta}_m + F_{mc} \text{sign}(\dot{\theta}_m) + (F_{ms} - F_{mc}) e^{-\alpha_1 |\dot{\theta}_m|} \text{sign}(\dot{\theta}_m) \quad (1)$$

3) 减速器:减速器由变换器 $TF;M$ 表示;

4) 负载:负载由惯性元件 $I;J_s$ 和表示非线性摩擦力的阻性元件 $R;R_s$ 组成,其中, R_s 与 R_m 类似,可由如式(2)所示。

$$R_s = f_{sv} \dot{\theta}_s + F_{sc} \text{sign}(\dot{\theta}_s) + (F_{ss} - F_{sc}) e^{-\alpha_2 |\dot{\theta}_s|} \text{sign}(\dot{\theta}_s) \quad (2)$$

非线性机电系统 BG 模型中的相关参数及其定义如表 1 所示。基于 BG 模型可推导出 AARRs 如下:

$$\begin{aligned} AARR_1: & q_1 q_2 \beta_u V_{in} - J_m \frac{d^2}{dt^2} \left(\frac{\theta_m}{\beta_1} \right) - f_{mv} \frac{d}{dt} \left(\frac{\theta_m}{\beta_1} \right) \\ & - f_{mv} \frac{d}{dt} \left(\frac{\theta_m}{\beta_1} \right) - f_{str_1}(\theta_m) \text{sign} \left(\frac{d}{dt} \left(\frac{\theta_m}{\beta_1} \right) \right) \\ & - F_{mc} \text{sign} \left(\frac{d}{dt} \left(\frac{\theta_m}{\beta_1} \right) \right) - K \left(\frac{\theta_m}{\beta_1} - M \frac{\theta_s}{\beta_2} \right) = 0 \end{aligned} \quad (3)$$

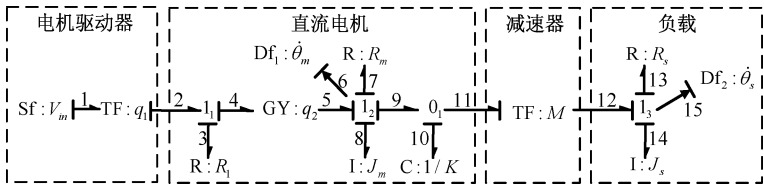


图2 传感器因果关系反置的非线性机电系统 BG 模型

Fig. 2 BG model of the nonlinear electromechanical system with inverted causalities of sensors

$$cv_i = \begin{cases} 1, & |r_i| > \epsilon_i \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (5)$$

式中: ϵ_i 一般取系统无故障时 $|r_i|$ 的最大值。

当系统中不存在故障时, CV 是零向量, 否则 CV 是非零向量。当 CV 是非零向量时, 需要进行故障隔离, 以确

表 1 非线性机电系统参数定义

Table 1 Definitions of the parameters of the nonlinear electromechanical system

参数	定义	参数	定义
V_{in}	输入电压	β_u	电压源有效因子
q_1	电压电流转换比	q_2	转矩常数
J_m	电机惯量	J_s	负载惯量
K	传动轴刚度	M	减速比
f_{mv}	电机的黏性摩擦系数	f_{sv}	负载的黏性摩擦系数
F_{mc}	电机的静摩擦力矩	F_{sc}	负载的静摩擦力矩
F_{ms}	电机的库仑摩擦力矩	F_{ss}	负载的库仑摩擦力矩
α_1	电机的 Stribeck 常数	α_2	负载的 Stribeck 常数
$\dot{\theta}_m$	电机角速度	$\dot{\theta}_s$	负载角速度
β_1	电机角速度传感器有效因子	β_2	负载角速度传感器有效因子
R_l	电阻值		

$$\begin{aligned} AARR_2: & MK \left(\frac{\theta_m}{\beta_1} - M \frac{\theta_s}{\beta_2} \right) - J_s \frac{d^2}{dt^2} \left(\frac{\theta_s}{\beta_2} \right) - \\ & f_{sv} \frac{d}{dt} \left(\frac{\theta_s}{\beta_2} \right) - F_{sc} \text{sign} \left(\frac{d}{dt} \left(\frac{\theta_s}{\beta_2} \right) \right) - \\ & f_{str_2}(\theta_s) \text{sign} \left(\frac{d}{dt} \left(\frac{\theta_s}{\beta_2} \right) \right) = 0 \end{aligned} \quad (4)$$

式中: $f_{str_1}(\theta_m) = (F_{ms} - F_{mc}) e^{-\alpha_1 |\frac{d}{dt}(\frac{\theta_m}{\beta_1})|}$, $f_{str_2}(\theta_s) = (F_{ss} - F_{sc}) e^{-\alpha_2 |\frac{d}{dt}(\frac{\theta_s}{\beta_2})|}$ 。

1.2 故障检测、隔离及估计

将 AARRs 的数值评估定义为残差 r_i , 其中 $i = 1, \dots, N_r$ (N_r 为 AARRs 的数量)。当一个元件发生故障时, 包含该元件的 AARR 的残差将发生显著变化(即该残差对这个元件故障是敏感的)。因此, 可以通过判断残差 r_i 的绝对值是否超出预设的检测阈值 ϵ_i 进行故障检测, 检测结果由二进制相干向量(coherence vector, CV)表示, 即 $CV = [cv_1, \dots, cv_{N_r}]$, 其中, cv_i 通过以下规则确定:

定系统中所有可能发生故障的元件。基于 $AARR_1$ 和 $AARR_2$ 建立如表 2 所示的故障特征矩阵(fault signature matrix, FSM), 其中第 1 列表示系统元件, 第 2 列和第 3 列中的布尔值表示残差对元件是否敏感(1 表示敏感, 0 表示不敏感), D_b 和 I_b 分别表示元件的故障可检测性和

故障可隔离性, $D_b = 1$ 或 $I_b = 1$ 表示故障可以被检测或隔离, 反之亦然。

将 CV 与 FSM 进行比较, 得到可能故障集合 (possible fault set, PFS), 进而实现故障隔离。然而, 表 2 中仅有元件 J_m 和 J_s 可以在单故障条件下直接隔离。当系统中同时发生 2 个及以上间歇故障时, $CV = [11]$, 此时表 2 中的所有元件都无法直接隔离。因此, 需要通过间歇故障估计器辨识故障严重程度, 以确定可能故障集合中的真实故障元件。间歇故障估计主要起到两个作用如下: 1) 确定可能故障集合中的真实故障元件; 2) 估计故障元件的故障幅值、故障发生时刻和故障消失时刻, 为后续间歇故障的 RUL 预测提供依据。

表 2 非线性机电系统的 FSM

Table 2	FSM of the nonlinear electromechanical system			
	r_1	r_2	D_b	I_b
J_m	1	0	1	1
J_s	0	1	1	1
M	1	1	1	0
β_1	1	1	1	0
β_2	1	1	1	0

为了实现间歇故障估计, 将间歇故障表示为:

$$\begin{aligned}
 F_\theta(kT) = & \bar{\theta} - (\bar{\theta} - F_\theta(\lambda_\theta^1 \times T)) \times \xi(t - \lambda_\theta^1 \times T) + \\
 & (\bar{\theta} - F_\theta(\lambda_\theta^1 \times T)) \times \xi(t - \zeta_\theta^1 \times T) - \dots - \\
 & (\bar{\theta} - F_\theta(\lambda_\theta^{N_o} \times T)) \times \xi(t - \lambda_\theta^{N_o} \times T) + \\
 & (\bar{\theta} - F_\theta(\lambda_\theta^{N_o} \times T)) \times \xi(t - \zeta_\theta^{N_o} \times T)
 \end{aligned} \quad (6)$$

式中: k 表示离散时间变量; T 表示采样间隔; $F_\theta(kT)$ 表示元件 θ 在 kT 时刻的值; $\bar{\theta}$ 表示元件 θ 的标称值; λ_θ^i 和 ζ_θ^i ($i = 1, \dots, N_o$, 其中, N_o 为间歇故障数量) 分别表示元件 θ 的第 i 次间歇故障的故障发生时刻与故障消失时刻, $\xi(*)$ 是一个分段函数, 当 $* \geq 0$ 时 $\xi(*) = 1$, 否则 $\xi(*) = 0$ 。

间歇故障估计问题可以转化为寻优问题, 其中目标函数可以通过残差表示为:

$$F^{obj} = \sum_{l=1}^{N_l} \sum_{i=1}^{N_r} cv_i \times |r_{i,l}| \quad (7)$$

式中: N_l 是采样点数量; $r_{i,l}$ 表示第 i 个残差在第 l 个采样点的值 ($l = 1, \dots, N_l$)。

寻优过程中的变量包括可能故障集合中所有元件的故障幅值、故障发生时刻与故障消失时刻。因此, 将 AARRs 中可能故障对应的元件标称值替换为式 (6) 中的函数后, 即可利用式 (7) 中的目标函数进行间歇故障估计。

基于式 (7), 设计一种 AWFO 算法进行间歇故障估计。AWFO 算法是在 Luo^[15] 提出的 WFO 算法的基础上引入高斯变异策略, 以增强算法跳出局部最优解的能力, 从而提高算法的搜索性能。高斯变异后水粒子的最优位

置可由如式 (8) 所示。

$$\bar{X}_{best} = X_{best} \times (1 + \varepsilon) \quad (8)$$

式中: X_{best} 和 $\bar{X}_{best}$ 分别表示高斯变异前和高斯变异后水粒子的最优位置; $\varepsilon \sim N(0, 1)$ 表示变异因子; $N(0, 1)$ 表示标准高斯分布。

基于高斯变异策略, AWFO 的最优位置可通过式 (9) 更新:

$$X_{best} = \begin{cases} X_{best}, & F^{obj}(X_{best}) \leq F^{obj}(\bar{X}_{best}) \\ \bar{X}_{best}, & \text{其他} \end{cases} \quad (9)$$

基于 AWFO 算法的间歇故障估计结果, 通过比较元件标称值和估计值是否一致来确定可能故障集合中的真实故障元件。

2 IM 与 DCE 下间歇故障预测方法

2.1 混合间歇故障特征提取

在确定真实故障元件之后, 需要激活预测器以进行故障元件的 RUL 预测。由于故障估计结果难以直观和全面地描述间歇故障退化趋势, 通过故障估计结果直接进行 RUL 预测往往比较困难。为了解决该问题, 文献[14]基于 TW 提取了两种间歇故障特征, 即故障幅值和故障持续时间。该方法提取的故障特征只能从单方面 (故障幅值或故障持续时间) 描述 DCE 下间歇故障退化趋势。然而, 在实际系统中, DCE 会从 3 个方面 (即故障幅值、故障持续时间和故障频率) 影响间歇故障的退化趋势。为了解决上述不足之处, 本文提出一种综合考虑故障幅值、故障持续时间和故障频率的混合间歇故障特征, 以全面地描述 DCE 下间歇故障退化趋势。

第 i 个元件 ($i = 1, \dots, N_c$, 其中, N_c 为可能故障元件的数量) 在第 h 个 TW 中的混合间歇故障特征可表示为:

$$Z_i(h) = \mu_i^h / (\Delta \times v) \quad (10)$$

$$\begin{aligned}
 \mu_i^h = & \sum_{l=1}^{N_i^h} (\zeta_i^{h,l} - \lambda_i^{h,l}) \times |F_i^{h,l} - F_i^{norm}| \\
 v = & \begin{cases} F_i^{norm}, & F_i^{h,l} < F_i^{norm} \\ F_i^{sup}, & F_i^{h,l} \geq F_i^{norm} \end{cases}
 \end{aligned}$$

式中: Δ 表示 TW 的长度; N_i^h 表示第 i 个元件在第 h 个 TW 中的间歇故障数量; $\lambda_i^{h,l}$ 、 $\zeta_i^{h,l}$ 和 $F_i^{h,l}$ 分别表示第 i 个元件在第 h 个 TW 中第 l 次间歇故障的故障发生时刻、故障消失时刻和故障幅值; F_i^{norm} 表示第 i 个元件的标称值; F_i^{sup} 表示第 i 个元件故障幅值的上界。

2.2 间歇复合退化模型

基于混合间歇故障特征建立间歇复合退化模型。该模型同时考虑了多故障下的 DCE 和 IM, 并将元件的退化分为内部退化和外部退化。当系统中的某个元件因过载

或损坏导致退化时,其退化过程可能通过热量、气流、应力等耦合路径传递到其他元件,导致该元件的退化过程发生变化,这属于元件的外部退化。例如,在齿轮箱的故障退化过程中,系统的不同部件(例如主齿轮和从齿轮)通常是相互啮合的,其他齿轮的磨损(裂纹长度或深度)可能会导致该齿轮的受力发生变化,进而加速该齿轮的磨损。在本文提出的退化模型中,这种传播关系可以通过耦合因子来量化。相对而言,元件的内部退化主要表现为元件自身的老化过程,例如金属材料因疲劳损伤所导致的表面裂纹。在 DCE 的作用下,内部退化和外部退化对元件造成的影响可能是不同的。外部退化(如磨损加剧)可以通过添加润滑油来缓解,但目前很少有方法能够有效处理内部退化(如疲劳损伤)。因此,在本文的退化模型中,IM 正面效应体现为对故障元件的外部退化状态的改善,例如对钢厂风机进行动平衡调整后转子轴承振动幅度的降低、对陀螺仪进行调整校正后漂移系数的减小等。而 IM 负面效应体现为加速故障元件的内部退化速率,例如,在机械系统中,焊接虽然可以有效地减少裂纹长度,但可能会破坏材料的物理特性,进而导致退化速度的增加。

基于上述分析,在第 h 个 TW 中,包含 N_c 个可能故障元件的间歇复合退化模型可由如式(11)所示。

$$\mathbf{Z}(h) = \mathbf{P}(h) + \mathbf{W}(h) \quad (11)$$

式中:向量 $\mathbf{Z}(h) = [Z_1(h), \dots, Z_{N_c}(h)]^T$ 表示 N_c 个元件的退化量;向量 $\mathbf{P}(h) = [P_1(h), \dots, P_{N_c}(h)]^T$ 是 N_c 个元件的内部退化量(仅受 IM 负面效应的影响);向量 $\mathbf{W}(h) = [W_1(h), \dots, W_{N_c}(h)]^T$ 表示 N_c 个元件的外部退化量(同时受 IM 正面效应和 DCE 的影响)。

在 $\mathbf{P}(h)$ 中, $P_i(h)$ 可表示为:

$$P_i(h) =$$

$$\begin{cases} \gamma_i \times (h)^{\omega_i}, m = 0 \\ \int_{h_{m-1}}^h (\gamma_i + m \times \tau_i) \times k^{\omega_i} dk + Y_i(h), m \geq 1 \end{cases} \quad (12)$$

式中: γ_i 和 ω_i 是用于量化第 i 个元件内部退化的未知系数; h_m 表示进行第 m 次 IM 的 TW; τ_i 是一个未知系数,用于量化 IM 对故障元件内部退化的负面效应; $m = 0$ 和 $m \geq 1$ 分别表示 $h \in [1, h_1) \cap \mathbf{N}^+$ 和 $h \in [h_1, h_1 + m \times \Delta_h) \cap \mathbf{N}^+$; Δ_h 表示两次连续 IM 的 TW 间隔(即 $h_m = h_1 + (m-1) \times \Delta_h$); $Y_i(h)$ 表示第 i 个故障元件累积的内部退化量,可由如式(13)所示。

$$Y_i(h) =$$

$$\begin{cases} \gamma_i \times (h_1 - 1)^{\omega_i}, m = 1 \\ \sum_{\eta=2}^m \int_{h_{\eta-1}-1}^{h_{\eta}-1} (\gamma_i + (\eta - 1) \times \tau_i) \times k^{\omega_i} dk + \gamma_i \times (h_1 - 1)^{\omega_i}, m \geq 2 \end{cases} \quad (13)$$

式中: $m = 1$ 和 $m \geq 2$ 分别表示 $h \in [h_1, h_1 + \Delta_h) \cap \mathbf{N}^+$ 和 $h \in [h_1 + \Delta_h, h_1 + m \times \Delta_h) \cap \mathbf{N}^+$ 。

式(11)中的 $\mathbf{W}(h)$ 可表示为:

$$\mathbf{W}(h) = \mathbf{E}(h) \times \mathbf{D}(h) \quad (14)$$

$$\mathbf{E}(h) = \begin{bmatrix} E_1(h) & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & E_2(h) & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & E_{N_c}(h) \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{D}(h) = \mathbf{A} \times \mathbf{Z}(h - 1)$$

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} 0 & a_{12} & \cdots & a_{1N_c} \\ a_{21} & 0 & \cdots & a_{2N_c} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{N_c1} & a_{N_c2} & \cdots & 0 \end{bmatrix}$$

式中:对角阵 $\mathbf{E}(h)$ 表示 IM 对故障元件外部退化的正面效应;向量 $\mathbf{D}(h) = [D_1(h), \dots, D_{N_c}(h)]^T$ 表示 N_c 个故障元件仅受 DCE 影响时的外部退化量;非对角阵 $\mathbf{A}$ 中的非对角元素 a_{ij} ($a_{ij} > 0$) 是耦合因子,用于量化第 j 个元件退化量对第 i 个元件退化量的影响。

基于 Doyen 等^[16]提出的 GRI 模型,第 i 个元件在首次 IM 后的外部退化量可由如式(15)所示。

$$W_i(h_1) = D_i(h_1) \times \left(\frac{D_i(2)}{D_i(h_1)} \right)^{\rho_i(h_1)} \quad (15)$$

$$\rho_i(*) = \delta_i \times \left(1 - \frac{D_i(*)}{thr_i} \right)$$

式中: δ_i 是未知系数; thr_i 是第 i 个元件的失效阈值。

第 i 个元件在第二次 IM 后的外部退化量可由如式(16)所示。

$$W_i(h_2) = D_i(h_2) \times \left(\frac{D_i(2)}{D_i(h_1)} \right)^{\rho_i(h_1)} \times \left(\frac{D_i(h_1)}{D_i(h_2)} \right)^{\rho_i(h_2)} \quad (16)$$

式中: $\left(\frac{D_i(h_1)}{D_i(h_2)} \right)^{\rho_i(h_2)}$ 表示第 2 次 IM 对第 i 个元件外部退化的正面效应; $D_i(h_2) \times \left(\frac{D_i(2)}{D_i(h_1)} \right)^{\rho_i(h_1)}$ 表示第 i 个元件仅受首次 IM 影响后(未受到第 2 次 IM 影响)在第 h_2 个 TW 中的外部退化量。

基于式(14)、(15)和(16),IM 对第 i 个元件外部退化的累积正面效应可表示为:

$$E_i(h) = \begin{cases} 1, m = 0 \\ \left(\frac{D_i(2)}{D_i(h_1)} \right)^{\rho_i(h_1)}, m = 1 \\ \left(\frac{D_i(2)}{D_i(h_1)} \right)^{\rho_i(h_1)} \prod_{\eta=1}^{m-1} \left(\frac{D_i(h_{\eta})}{D_i(h_{\eta+1})} \right)^{\rho_i(h_{\eta+1})}, m \geq 2 \end{cases} \quad (17)$$

2.3 基于扩展有限状态机的间歇故障预测方法

基于式(11)所建立的间歇复合退化模型,可以将故障元件退化趋势外推至失效阈值以计算终止寿命(end of life,EOL),进行 RUL 预测。由于间歇复合退化模型考虑了 DCE 的影响,退化模型中的未知系数将随着 DCE 的不同而变化。因此,本文提出一种与退化模型系数相关联的扩展有限状态机,以实现 IM 与 DCE 下多间歇故障预测。

扩展有限状态机可如式(18)所示。

$$\Lambda = \langle \Phi, EV, \Gamma, \phi_0, Y \rangle \tag{18}$$

式中: Φ 表示状态集合; $EV = \{ev_{J_m J_s}, ev_{J_m M}, \cdots, ev_{J_s M \beta_1 \beta_2}, ev_{J_m J_s M \beta_1 \beta_2}\}$ 为表示故障隔离结果(即从可能故障集合中确

定的真实故障元件)的事件集合; $\Gamma: \Phi \times EV \rightarrow \Phi$ 表示转移函数; ϕ_0 表示扩展有限状态机的初始状态; $Y: \Phi \rightarrow \psi$ 表示映射; 集合 $\psi = \{\psi_1, \psi_2, \cdots, \psi_{N_\psi}\}$ (N_ψ 为未知系数数量)包含在进行 RUL 预测前需要确定的退化模型系数。

扩展有限状态机中每个事件的下标与故障元件相对应。例如,事件 $ev_{J_m J_s}$ 表示非线性机电系统中的电机惯量和负载惯量发生故障,而事件 $ev_{J_m J_s M \beta_1 \beta_2}$ 表示电机惯量、负载惯量、减速器、电机角速度传感器有效因子、负载角速度传感器有效因子均发生故障。映射 Y 的定义如表 3 所示,其中,状态集合 Φ 的每个元素都对应唯一的退化模型系数集合 ψ 。

表 3 扩展有限状态机映射
Table 3 Map of the extended finite state machine

Φ	ψ
ϕ_0	$\emptyset$
ϕ_1	$\{\gamma_{J_s}, \omega_{J_s}, \tau_{J_s}, \delta_{J_s}, \gamma_{J_m}, \omega_{J_m}, \tau_{J_m}, \delta_{J_m}, a_{J_s J_s}, a_{J_m J_s}\}$
$\vdots$	$\vdots$
ϕ_{10}	$\{\gamma_{\beta_1}, \omega_{\beta_1}, \tau_{\beta_1}, \delta_{\beta_1}, \gamma_{\beta_2}, \omega_{\beta_2}, \tau_{\beta_2}, \delta_{\beta_2}, a_{\beta_1 \beta_2}, a_{\beta_2 \beta_1}\}$
ϕ_{11}	$\{\gamma_{J_s}, \omega_{J_s}, \tau_{J_s}, \delta_{J_s}, \gamma_{J_m}, \omega_{J_m}, \tau_{J_m}, \delta_{J_m}, \gamma_M, \omega_M, \tau_M, \delta_M, a_{J_s J_m}, a_{J_m J_s}, a_{J_s M}, a_{M J_s}, a_{M J_m}, a_{J_m M}\}$
$\vdots$	$\vdots$
ϕ_{26}	$\{\gamma_{J_s}, \omega_{J_s}, \tau_{J_s}, \delta_{J_s}, \gamma_{J_m}, \omega_{J_m}, \tau_{J_m}, \delta_{J_m}, \gamma_M, \omega_M, \tau_M, \delta_M, \gamma_{\beta_1}, \omega_{\beta_1}, \tau_{\beta_1}, \delta_{\beta_1}, \gamma_{\beta_2}, \omega_{\beta_2}, \tau_{\beta_2}, \delta_{\beta_2}, a_{J_s J_m}, a_{J_m J_s}, a_{J_s M}, a_{M J_s}, a_{J_m M}, a_{M J_m}, a_{J_m \beta_1}, a_{\beta_1 J_m}, a_{J_m \beta_2}, a_{\beta_2 J_m}, a_{J_s \beta_1}, a_{\beta_1 J_s}, a_{J_s \beta_2}, a_{\beta_2 J_s}, a_{\beta_1 M}, a_{M \beta_1}, a_{\beta_2 M}, a_{M \beta_2}, a_{\beta_1 \beta_2}, a_{\beta_2 \beta_1}\}$

在确定可能故障集合中的真实故障元件之后,扩展有限状态机的状态将随着离散事件的发生而变化。通过映射 Y 可以将扩展有限状态机的状态与退化模型系数相关联,从而根据扩展有限状态机的状态确定退化模型系数。引入映射 Y 的优点是可以离线枚举所有可能发生的故障情况,以提升 RUL 预测的计算效率。退化模型系数估计问题可以转化为寻优问题,寻优过程中的变量包含集合 ψ 里所有的退化模型系数。那么,将寻优过程中的解(即退化模型系数)代入式(11)表示的间歇复合退化模型可以计算第 i 个元件的混合间歇故障特征 $\bar{Z}_i(h)$ 。通过第 i 个故障元件的故障幅值估计值、故障发生时刻估计值和故障消失时刻估计值可以计算混合间歇故障特征估计值 $\hat{Z}_i(h)$ 。寻优问题的目标函数可以由 $\bar{Z}_i(h)$ 和 $\hat{Z}_i(h)$ 差值的平方表示为:

$$F^{\text{ICD}} = \sum_{i=1}^{N_c} \sum_{h=1}^{N_h} (\bar{Z}_i(h) - \hat{Z}_i(h))^2 \tag{19}$$

式中: N_h 表示用于估计退化模型系数的 TW 数量。

基于式(19)定义的目标函数,采用 AWFO 算法可以估计出式(11)中的退化模型系数。接着,基于式(11)可以将第 i 个元件的混合间歇故障特征外推至失效阈值以计算 EOL,并获得 RUL 如式(20)所示。

$$\text{RUL}_i = \text{EOL}_i - t_b \tag{20}$$

式中: RUL_i 表示第 i 个元件的 RUL; EOL_i 表示第 i 个元件的 EOL; t_b 表示预测器的激活时刻。

需要注意的是,如果混合间歇故障特征超出失效阈值的时刻并非 TW 结束时刻,基于式(20)预测的 RUL 无法表示为 Δ (即 TW 的长度)的整数倍。因此,需要对元件的 RUL 进行修正。第 i 个故障元件的 RUL 修正值可以表示为:

$$\overline{\text{RUL}}_i = \lfloor \text{RUL}_i / \Delta \rfloor \times \Delta \tag{21}$$

式中: $\lfloor * \rfloor$ 表示小于 * 的最大整数。

综上,本文所提方法的系统框图如图 3 所示。首先,构建非线性机电系统的 BG 模型,并推导出 AARRs 和 FSM 分别进行故障检测与故障隔离,得到 PFS。其次,通过 AWFO 算法辨识 PFS 中真实故障元件的故障幅值、故障发生时刻和故障消失时刻。然后,基于 TW 提取混合间歇故障特征,并构建间歇复合退化模型以描述 IM 与 DCE 下间歇故障的退化趋势。最后,利用扩展有限状态机和故障估计的结果确定间歇复合退化模型系数,进而实现故障元件的 RUL 预测。

3 实验验证

为了验证所提方法的有效性,在图 1 中的非线性机

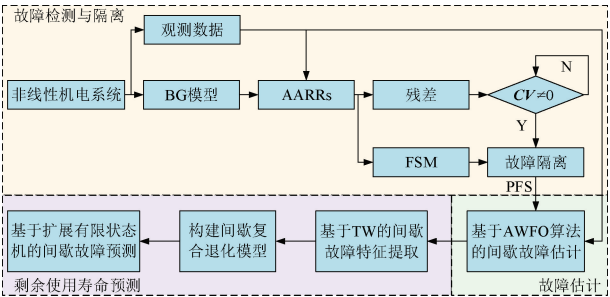


图3 本文所提出方法的结构框图
Fig.3 Block diagram of the proposed method

电系统上进行实验验证。非线性机电系统的参数标称值如表4所示。实验中考虑如下故障情况： β_1 和 β_2 均在第3.53 s发生间歇故障,TW长度为10 s(即 $\Delta=10$ s),2次连续IM的间隔为80 s(即 $\Delta_h=8$ s),采样间隔为0.01 s(即 $T=0.01$ s)。此外,在第3个TW对 β_1 和 β_2 进行首次IM。

表4 非线性机电系统参数标称值
Table 4 Nominal parameter values of the nonlinear electromechanical system

参数	标称值	参数	标称值
q_1	1 A/V	q_2	0.053 Nm·A ⁻¹
J_m	0.000 1 kgm ²	J_s	0.005 kgm ²
K	0.3 Nm·rad ⁻¹	M	10
f_{mv}	0.001 Nms·rad ⁻¹	f_{sv}	0.06 Nms·rad ⁻¹
F_{mc}	0.08 Nm	F_{sc}	0.15 Nm
F_{ms}	0.061 Nm	F_{ss}	0.151 Nm
α_1	0.06	α_2	0.02
V_{in}	4 V	R_1	0.38 Ω

残差响应如图4所示,其中,红色虚线表示预设的检测阈值。在图4中,第3.53 s处 $CV=[1\ 1]$,通过比较 $CV=[1\ 1]$ 和表2中的FSM可以发现,FSM中的故障元件均无法直接隔离。为了从可能故障集合中确定真实故障元件,激活基于AWFO的故障估计器进行元件参数辨识,其中元件 J_m 、 J_s 和 M 的估计值与标称值一致,而元件 β_1 和 β_2 的估计值偏离标称值。因此,真实的故障元件为 β_1 和 β_2 。故障元件 β_1 和 β_2 在前12个TW(即 $N_h=12$)内的故障幅值、故障发生时刻和故障消失时刻如表5和6所示,其中 $\hat{\lambda}_{\beta_1}^{h,l}$ 和 $\hat{\lambda}_{\beta_2}^{h,l}$ 表示 β_1 和 β_2 在第 h 个TW的第 l 次间歇故障的故障发生时刻估计值, $\hat{\xi}_{\beta_1}^{h,l}$ 和 $\hat{\xi}_{\beta_2}^{h,l}$ 表示 β_1 和 β_2 在第 h 个TW的第 l 次间歇故障的故障消失时刻估计值, $\hat{F}_{\beta_1}^{h,l}$ 和 $\hat{F}_{\beta_2}^{h,l}$ 表示 β_1 和 β_2 在第 h 个TW内的第 l 次间歇故障的故障幅值估计值, $\hat{Z}_{\beta_1}(h)$ 和 $\hat{Z}_{\beta_2}(h)$ 表示 β_1 和 β_2 在第 h 个TW的混合间歇故障特征估计值。

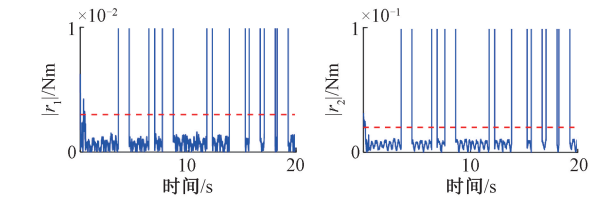


图4 残差响应
Fig.4 Residual responses

表5 β_1 的设计值和估计值
Table 5 Designed and estimated values of β_1

设计值					
h	l	$\lambda_{\beta_1}^{h,l}$	$\xi_{\beta_1}^{h,l}$	$F_{\beta_1}^{h,l}$	$Z_{\beta_1}(h)$
1	1	3.53 s	4.53 s	0.920 0	0.018 0
	2	7.61 s	8.61 s	0.900 0	
2	1	11.74 s	12.24 s	0.772 4	0.043 3
	2	14.28 s	15.25 s	0.880 0	
	3	17.06 s	18.06 s	0.800 0	
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
估计值					
h	l	$\hat{\lambda}_{\beta_1}^{h,l}$	$\hat{\xi}_{\beta_1}^{h,l}$	$\hat{F}_{\beta_1}^{h,l}$	$\hat{Z}_{\beta_1}(h)$
1	1	3.55 s	4.52 s	0.920 7	0.018 2
	2	7.66 s	8.69 s	0.898 1	
2	1	11.71 s	12.26 s	0.772 8	0.044 5
	2	14.33 s	15.29 s	0.880 4	
	3	17.05 s	18.08 s	0.801 1	
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮

表6 β_2 的设计值和估计值
Table 6 Designed and estimated values of β_2

设计值					
h	l	$\lambda_{\beta_2}^{h,l}$	$\xi_{\beta_2}^{h,l}$	$F_{\beta_2}^{h,l}$	$Z_{\beta_2}(h)$
1	1	3.53 s	4.53 s	0.930 0	0.012 0
	2	6.38 s	6.88 s	0.900 0	
2	1	13.83 s	14.43 s	0.653 0	0.041 8
	2	15.67 s	16.67 s	0.900 0	
	3	18.25 s	19.25 s	0.890 0	
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
估计值					
h	l	$\hat{\lambda}_{\beta_2}^{h,l}$	$\hat{\xi}_{\beta_2}^{h,l}$	$\hat{F}_{\beta_2}^{h,l}$	$\hat{Z}_{\beta_2}(h)$
1	1	3.55 s	4.54 s	0.930 3	0.012 1
	2	6.37 s	6.89 s	0.900 5	
2	1	13.85 s	14.41 s	0.652 5	0.041 4
	2	15.62 s	16.68 s	0.898 4	
	3	18.26 s	19.29 s	0.891 3	
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮

在故障检测、隔离和估计之后,需要通过扩展有限状态机确定间歇复合退化模型中的未知系数。根据故障诊断结果(即元件 β_1 和 β_2 发生故障)可知离散事件 $ev_{\beta_1\beta_2}$ 发

生,扩展有限状态机从状态 ϕ_0 转变为 ϕ_{10} 。根据表 3 可以确定间歇复合退化模型中的未知系数为 γ_{β_1} 、 ω_{β_1} 、 τ_{β_1} 、 δ_{β_1} 、 γ_{β_2} 、 ω_{β_2} 、 τ_{β_2} 、 δ_{β_2} 、 $a_{\beta_1\beta_2}$ 和 $a_{\beta_2\beta_1}$ 。基于表 5 和 6 中混合间歇故障特征的估计值,采用 AWFO 算法估计退化模型未知系数,估计结果如表 7 所示。

表 7 退化模型系数设计值和估计值

Table 7 Designed and estimated values of degradation model coefficients

	γ_{β_1}	ω_{β_1}	τ_{β_1}	$a_{\beta_1\beta_2}$	δ_{β_1}
设计值	0.03	0.6	0.002	0.3	0.6
估计值	0.027 8	0.605 6	0.002 2	0.309 1	0.593 5
	γ_{β_2}	ω_{β_2}	τ_{β_2}	$a_{\beta_2\beta_1}$	δ_{β_2}
设计值	0.02	0.9	0.003	0.25	0.8
估计值	0.021 4	0.904 5	0.002 7	0.254 7	0.808 4

表 8 不同优化算法下的 β_1 和 β_2 的 RUL 预测结果

Table 8 RUL prediction results of β_1 and β_2 using different optimization algorithm

		RUL 设计值/s	RUL 预测均值/s	MAE/s	CRA	SDPE/s
AWFO	β_1	325.72	332.19	6.37	97.53	8.06
	β_2	249.34	242.68	6.68	96.80	8.39
WFO	β_1	325.72	341.10	15.46	94.92	19.41
	β_2	249.34	237.18	12.33	94.77	15.32
PSO	β_1	325.72	344.75	19.51	93.64	24.12
	β_2	249.34	235.04	14.66	94.01	17.93
		RUL 设计值/s	RUL 修正值/s	AE/s	RA	
AWFO	β_1	325.72	330.00	4.28	98.69	
	β_2	249.34	240.00	9.34	96.25	
WFO	β_1	325.72	340.00	14.28	95.62	
	β_2	249.34	230.00	19.34	92.24	
PSO	β_1	325.72	340.00	14.28	95.62	
	β_2	249.34	230.00	19.34	92.24	

基于退化模型系数估计值和预设的失效阈值(即 $thr_{\beta_1}=0.8, thr_{\beta_2}=0.8$),故障元件 β_1 和 β_2 的 RUL 预测均值及 RUL 修正值可以通过式(11)、(20)和(21)计算。为了验证 AWFO 算法的优越性,本文将开展对比实验。鉴于 PSO 算法在相关领域中表现优异,并且得到广泛应用,而 WFO 算法为改进前的标准算法,故选取这两种算法与本文提出的 AWFO 算法进行对比分析。为了确保对比的公平性,3 种算法均在相同的种群数量、最大迭代次数和搜索空间条件下运行了 100 次, β_1 和 β_2 的 RUL 预测均值及 RUL 修正值如表 8 所示。针对 RUL 预测均值,采用文献[7]中的性能指标,即平均绝对误差(mean absolute error, MAE),累积相对精度(cumulative relative accuracy, CRA)以及预测误差的标准差(standard

deviation of prediction errors, SDPE),对 RUL 预测结果进行评估。而针对 RUL 修正值,通过绝对误差(absolute error, AE),相对精度(relative accuracy, RA)这两个性能指标评估 RUL 预测结果,这是因为针对 RUL 修正值的定量分析只关注 100 次运行中出现频率最高的 RUL 修正值(而非全部修正值)。通过表 8 可以看出,AWFO 相较于 PSO 算法和 WFO 算法具有更高的 RUL 预测精度。图 5 展示了 3 种算法在 1 次实验运行中的迭代曲线。结果表明,AWFO 在优化过程中表现出了明显的优势。具体而言,AWFO 的收敛速度优于 WFO 和 PSO,并且在大多数迭代过程中维持了较低的目标函数值,体现了其更强的全局搜索能力。

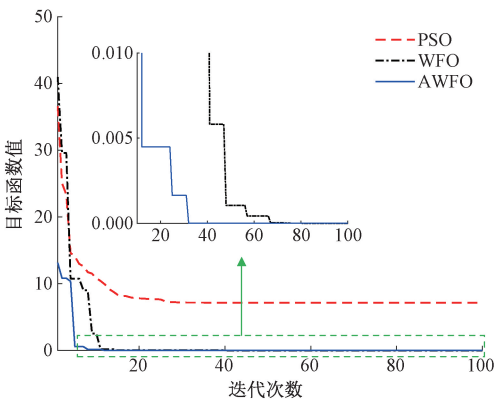


图 5 迭代曲线

Fig. 5 Convergence curves

表 9 不同退化模型下的 β_1 和 β_2 的 RUL 预测结果

Table 9 RUL prediction results of β_1 and β_2 under different degradation model

		RUL 设计值/s	RUL 预测值/s	AE/s	RA
M_1	β_1	325.72	334.58	8.86	97.76
	β_2	249.34	240.63	8.71	96.51
M_2	β_1	325.72	253.07	72.65	77.70
	β_2	249.34	51.27	198.07	20.56
M_3	β_1	325.72	361.43	35.71	89.04
	β_2	249.34	298.61	49.27	80.23

为了验证本文提出的间歇复合退化模型的优越性,采用仅考虑 DCE 的退化模型和仅考虑 IM 效应的退化模型进行对比。为了确保对比的公平性,3 种模型均采用相同的故障估计结果进行预测,具体预测结果如表 9 所示,其中, M_1 表示本文提出的退化模型, M_2 表示仅考虑 DCE 的退化模型, M_3 表示仅考虑 IM 效应的退化模型。通过表 9 中的数据可以看出, M_1 相较于 M_2 和 M_3 在预测精度上表现更为优越,这一优势来源于该模型同时考虑了 DCE 和 IM 效应的综合影响。

4 结 论

本文提出了一种新型的基于 IM 与 DCE 的非线性机电系统间歇故障预测方法。针对间歇故障估计问题,在 WFO 算法的基础上引入了高斯变异策略,显著提升了间歇故障的故障值、故障发生时刻和故障消失时刻的估计精度。接着,利用故障估计结果和 TW 提取了混合间歇故障特征,并构建了间歇复合退化模型。该模型通过 GRI 模型描述 IM 效应,并综合考虑了故障元件的内部退化与外部退化。基于该退化模型,提出了一种扩展有限状态机,并通过故障诊断结果确定间歇复合退化模型系数,为故障元件的 RUL 及其修正值的预测提供依据。实验结果表明,所提方法在多重间歇故障场景中具有较高的预测精度和较强的鲁棒性。

随着工业系统的复杂性不断增加,如何在大规模、多元件系统中有效地应用和扩展本文方法将是未来研究的一个重要方向。因此,未来工作将进一步探讨如何通过分布式建模和模块化方法,优化大规模系统的状态空间管理,减少“状态爆炸”问题对计算效率的影响。此外,未来研究还将考虑如何将所提方法应用于复杂的工业系统中,如电控转向系统、工业机器人等,为各类工业系统的间歇故障预测与维护的有效解决提供思路。

参考文献

[1] 车鲁阳,高军伟,付惠琛. 基于多通道融合的滚动轴承剩余寿命预测[J]. 电子测量与仪器学报, 2023, 37(12): 225-233.

CHE L Y, GAO J W, FU H CH. Residual life prediction of rolling bearings based on multi-feature fusion[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2023, 37(12): 225-233.

[2] BIAN L, GEBRAEEL N. Stochastic modeling and real-time prognostics for multi-component systems with degradation rate interactions[J]. IIE Transactions, 2014, 46(5): 470-482.

[3] LIANG Z, PARLIKAD A K, SRINIVASAN R, et al. On fault propagation in deterioration of multi-component systems[J]. Reliability Engineering and System Safety, 2017, 162: 72-80.

[4] 徐小力. 机电系统状态监测及故障预警的信息化技术综述[J]. 电子测量与仪器学报, 2016, 30(3): 325-332.

XU X L. Information technology of monitoring and early warning for mechanical and electrical system: Overview[J].

Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2016, 30(3): 325-332.

[5] PHAM H, WANG H. Imperfect maintenance[J]. European Journal of Operational Research, 1996, 94(3): 428-438.

[6] DOYEN L, GAUDOIN O. Modeling and assessment of aging and efficiency of corrective and planned preventive maintenance[J]. IEEE Transactions on Reliability, 2011, 60(4): 759-769.

[7] WANG Z Q, HU C H, SI X S, et al. Remaining useful life prediction of degrading systems subjected to imperfect maintenance: Application to draught fans[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2018, 100: 802-813.

[8] 郁明,程区奇,程瑞. 非完美维修下线控转向系统间歇故障预测[J]. 仪器仪表学报, 2024, 45(10): 63-74.

YU M, CHENG Q Q, CHENG R. Intermittent fault prognosis for steer-by-wire system in the presence of imperfect maintenance[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2024, 45(10): 63-74.

[9] JOHANSSON J E, DEVIN M T, PRAKASH B. Investigations into the occurrence of pitting in lubricated rolling four-ball tests[J]. Lubrication Science, 2015, 27(2): 103-126.

[10] LIAO H, ELSAYED E A, CHAN L Y. Maintenance of continuously monitored degrading systems[J]. European Journal of Operational Research, 2006, 175(2): 821-835.

[11] KURT M, KHAROUFEH J P. Optimally maintaining a Markovian deteriorating system with limited imperfect repairs[J]. European Journal of Operational Research, 2010, 205(2): 368-380.

[12] GUO C M, WANG W B, GUO B, et al. A maintenance optimization model for mission-oriented systems based on Wiener degradation[J]. Reliability Engineering and System Safety, 2013, 111: 183-194.

[13] YU M, XIAO C, ZHANG B. Event-triggered discrete component prognosis of hybrid systems using degradation model selection[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2021, 68(11): 11470-11481.

[14] XIAO C, YU M, WANG H, et al. Prognosis of electric scooter with intermittent faults: Dual degradation processes approach[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2022, 71(2): 1411-1425.

[15] LUO K. Water flow optimizer: A nature-inspired

evolutionary algorithm for global optimization[J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2022, 52(8): 7753-7764.

[16] DOYEN L, GAUDOIN O, SYAMSUNDAR A. On geometric reduction of age or intensity models for imperfect maintenance[J]. Reliability Engineering and System Safety, 2017, 168: 40-52.

作者简介



郁明, 2012 年于新加坡南洋理工大学获得博士学位, 现为合肥工业大学电气与自动化工程学院教授, 主要研究方向为复杂系统的故障诊断与预测、混杂系统建模和容错控制。

E-mail: yu0202@hfut.edu.cn

Yu Ming received his Ph. D. degree from Nanyang Technological University in 2012, now he is currently a professor at Hefei University of Technology. His main research interests include fault diagnosis and prognosis of complex system, hybrid system modeling and fault tolerant control.



陈俊杰 (通信作者), 2020 年于合肥工业大学获得学士学位, 现为合肥工业大学电气与自动化工程学院博士研究生, 主要研究方向为机电设备的故障诊断及剩余使用寿命预测。

E-mail: 2020110447@mail.hfut.edu.cn

Chen Junjie (Corresponding author) received his B. Sc. degree from Hefei University of Technology in 2020, and he is currently pursuing his Ph. D. degree in Hefei University of Technology. His main research interests include fault diagnosis and remaining useful life prediction of electromechanical systems.



卢昊天, 2025 年于合肥工业大学获得博士学位, 主要研究方向为间歇故障诊断和预测、键合图模型和非完美维修。

E-mail: lht_hfut@163.com

Lu Haotian received his Ph. D. degree from Hefei University of Technology in 2025. His main research interests include intermittent fault diagnosis and prognosis, bond graph modeling, and imperfect maintenance.