

文章编号: 1673-3193(2024)01-0001-11

# 数据驱动的闭环控制系统剩余寿命预测方法综述

冯磊, 张正新, 李天梅, 张建勋, 司小胜

(火箭军工程大学 智剑实验室, 陕西 西安 710025)

**摘要:** 随着先进传感与监测技术的快速发展, 数据驱动的设备剩余寿命(RUL)预测技术已成为可靠性和自动化领域的研究前沿, 并在设备运维决策中得到广泛应用, 提高了设备运行的安全性、可靠性与经济性。关于数据驱动的设备剩余寿命预测方法, 多数文献主要聚焦于部件级剩余寿命预测技术, 并没有关注闭环控制系统剩余寿命预测技术。不同于部件级的预测, 利用数据驱动的方法预测闭环控制系统剩余寿命, 需要考虑控制器及反馈控制机制对系统性能退化及剩余寿命预测结果的影响。本文系统综述了数据驱动的闭环控制系统剩余寿命预测及基于预测信息的延寿控制方法的发展动态, 剖析了基于Poisson过程的方法、基于Gamma过程的方法、基于Wiener过程的方法和基于混合模型方法的原理、特点与局限性。同时, 对于未来数据驱动的闭环控制系统剩余寿命预测及延寿控制, 在健康状态表征与综合健康指标构建、多退化部件系统剩余寿命预测及基于预测信息的延寿控制理论和验证应用等方向进行了展望。

**关键词:** 剩余寿命预测; 闭环控制系统; 数据驱动; 退化过程; 延寿控制

**中图分类号:** V448

**文献标识码:** A

**doi:** 10.3969/j.issn.1673-3193.2024.01.001

**引用格式:** 冯磊, 张正新, 李天梅, 等. 数据驱动的闭环控制系统剩余寿命预测方法综述[J]. 中北大学学报(自然科学版), 2024, 45(1): 1-11.

FENG Lei, ZHANG Zhengxin, LI Tianmei, et al. A review of data-driven remaining useful life prediction methods for closed-loop control system [J]. Journal of North University of China (Natural Science Edition), 2024, 45(1): 1-11.

## A Review of Data-Driven Remaining Useful Life Prediction Methods for Closed-Loop Control System

FENG Lei, ZHANG Zhengxin, LI Tianmei, ZHANG Jianxun, SI Xiaosheng

(Zhijian Laboratory, Rocket Force University of Engineering, Xi'an 710025, China)

**Abstract:** Data-driven remaining useful life (RUL) prognostics technique has been the research frontier of reliability and automation, with the rapid development of advanced sensing and monitoring technology. It has been widely applied in system maintenance decision-making, which improves system operation safety, reliability and economy. The most reviews about data-driven RUL prediction methods mainly focus on component-level RUL prediction, but do not pay attention to the RUL prediction technology for closed-loop control system. The influence of controller and feedback control on system degradation and RUL prediction need to be considered when the data-driven method is explored to predict the RUL of closed-loop control system, which is different from component-level RUL prediction. Therefore, the development trend of data-driven RUL prediction methods for closed-loop control system and life extending control

**收稿日期:** 2023-09-29

**基金项目:** 国家自然科学基金资助项目(62233017)

**作者简介:** 冯磊(1983-), 男, 副教授, 博士, 主要从事设备预测与健康管理方面的研究。E-mail: fengl1983@126.com。

(LEC) methods is reviewed based on the predictive information. Meanwhile, the principles, characteristics and limitations are dissected about the methods based on Poisson process, Gamma process, Wiener process and hybrid model, respectively. Finally, the future research directions are discussed such as characterization of health status and construction of comprehensive health indicator, system RUL prediction with multi-degraded components, theory and verification application of LEC based on predictive information.

**Key words:** remaining useful life(RUL) prediction; closed-loop control system; data-driven; degradation process; life extending control

## 0 引言

由于反馈控制作用,闭环控制系统对外部扰动具有一定的鲁棒性,在航空航天航海、工业和军事等领域得到了广泛的应用<sup>[1]</sup>。闭环控制系统能否高效安全地完成既定任务主要取决于两个因素:控制性能和使用寿命(使用可靠性)<sup>[2]</sup>。控制领域的学者侧重研究各种控制方法以保持或提高系统控制精度和稳定性,如故障容错控制(Fault-tolerant control, FTC)<sup>[3-5]</sup>和自适应控制等<sup>[6-8]</sup>。可靠性领域的学者则聚焦如何提高系统使用可靠性,延长系统使用寿命。

工程实际中,系统在运行期间受结构变形、材料老化、工况环境、任务载荷等内外部因素的综合影响,其内部关键部件的性能会不可避免地发生退化。一旦因性能退化引起部件故障乃至系统失效,将可能导致任务失败,甚至造成难以估量的人员伤亡与经济损失。2000年,美国阿拉斯加航空公司261航班失事,造成机上88人遇难,源于飞机水平平衡控制的作动器卡堵故障<sup>[9]</sup>。2013年,耗资数亿美元的NASA“开普勒”空间望远镜无法再继续执行系外行星搜索的重要任务,原因是用来维持望远镜在太空中确切指向的反作用轮失效<sup>[10]</sup>。因此,研究如何保障和提高设备的运行安全性、可靠性与经济性具有重要意义。以此为目的,预测与健康管理的(Prognostics and health management, PHM)技术取得了大量理论研究成果,并且得到了广泛的应用<sup>[11]</sup>。

作为PHM技术的核心,剩余寿命(Remaining useful life, RUL)预测是连接设备状态感知与健康管理的桥梁,也是实施设备个性化、精细化、智能化运维的基础,得到学术界和工业界的广泛关注,各类方法也层出不穷<sup>[12]</sup>。随着数据监测、存储分析处理等技术的进步,设备状态监测数据可以被便捷地获取与处理,数据驱动的设备剩余寿命预测研究得到

了广泛关注和迅速发展<sup>[13-15]</sup>。根据对数据建模与分析思路的不同,可将数据驱动的设备剩余寿命预测方法分为统计数据驱动的方法和基于机器学习的方法。其中,统计数据驱动的剩余寿命预测方法主要基于设备运行监测数据,提取反映设备健康状态的性能变量,建立设备性能退化趋势演化规律的随机模型,通过随机退化变量到达失效阈值的时间,实现设备的剩余寿命预测。基于机器学习的设备剩余寿命预测方法通过机器学习算法,建立设备状态监测数据与剩余寿命,或者性能退化指标与剩余寿命之间的映射关系,以实现端对端剩余寿命的直接预测,或通过机器学习算法拟合设备性能退化指标的演化规律,并外推至失效阈值,从而实现剩余寿命的间接预测<sup>[16]</sup>。

需要注意的是,与部件级的预测不同,预测闭环控制系统剩余寿命时,需要考虑反馈控制器的影响。闭环控制系统可以部分补偿实际工作中的退化、故障或扰动<sup>[17]</sup>,具有一定的容错能力。当采用容错控制策略时,系统对故障的容错能力将进一步提升。即使内部已经发生比较严重的性能退化,系统输出仍然可能在正常范围之内,给系统级剩余寿命预测带来一定的困难<sup>[18]</sup>。关于闭环控制系统容错控制的部分文献<sup>[3,6-8]</sup>也考虑了执行器退化及失效,但并未研究如何预测系统剩余寿命进而利用预测信息设计延寿策略的问题。关于数据驱动的设备剩余寿命预测方法综述主要聚焦部件级剩余寿命预测技术<sup>[11-13,15-16]</sup>,并没有关注闭环控制系统剩余寿命预测技术。虽然有学者对控制领域的退化模型进行了详细综述<sup>[19]</sup>,但不涉及闭环控制系统剩余寿命预测的问题。

本文系统综述了数据驱动的闭环控制系统剩余寿命预测方法,并将其主要分为基于Poisson过程的方法、基于Gamma过程的方法、基于Wiener过程的方法和基于混合模型的方法,如图1所示。本文深入剖析了各类方法的原理、特点与局限性,介绍了基于预测信息的延寿控制方法发展动态,并探讨了

数据驱动的闭环控制系统剩余寿命预测及延寿控制未来的研究方向。同时,本文将基于机器学习的方法作为未来的研究方向进行初步展望。

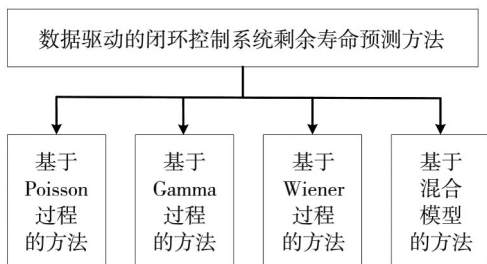


图1 数据驱动的闭环控制系统剩余寿命预测方法分类

Fig. 1 Classification of data-driven RUL prediction methods for closed-loop control system

### 1 数据驱动的闭环控制系统剩余寿命预测问题概述

闭环控制系统通过反馈机制实现对系统的控制,基本组成如图2所示,主要由控制器、执行器、被控对象、传感器及相应的反馈回路组成。

系统输出  $y(t)$  被传感器检测到,通过反馈回路至输入端,并与参考输出  $y^{ref}(t)$  进行比较,生成输出残差  $e(t)$ 。根据输出残差以及系统性能要

求,控制器采用一定的控制律生成控制指令  $u(t)$  给执行器。执行器响应控制输入,调节被控对象,使系统满足所要求的性能指标。控制系统满足性能要求、完成既定任务的能力很大程度上取决于执行器的性能状态<sup>[20]</sup>。执行器性能退化会导致系统性能也逐渐退化。虽然反馈机制可以补偿早期退化,但随着执行器的持续退化,系统性能会日益变差,直到系统不能满足性能指标要求,无法完成既定任务,此时系统失效。大部分文献都围绕执行器退化条件下的闭环控制系统剩余寿命预测开展研究,主要步骤包括执行器退化过程建模、基于退化模型的系统剩余寿命预测和基于预测信息的系统延寿策略设计,如图2所示。采用的系统状态空间模型一般形式为

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = f(x(t), u(t), \phi(t), \omega(t), \theta), \\ y(t) = h(x(t), u(t), \phi(t), \epsilon(t), \vartheta), \end{cases} \quad (1)$$

式中:  $x(t) \in \mathbf{R}^n$  为系统状态向量;  $u(t) \in \mathbf{R}^q$  为控制输入;  $\phi(t)$  表征执行器退化过程;  $y(t) \in \mathbf{R}^m$  为系统输出;  $\omega(t), \epsilon(t)$  相互独立,分别表示系统过程噪声和测量噪声;  $\theta, \vartheta$  分别为状态方程和观测方程的未知参数。

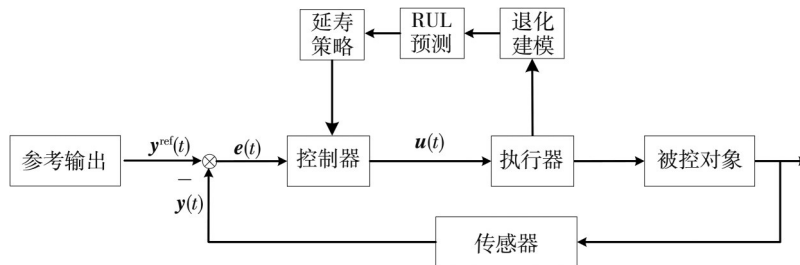


图2 闭环控制系统组成框图及剩余寿命预测基本流程

Fig. 2 Composition block diagram of closed-loop control system and RUL prediction basic program

与部件级剩余寿命预测不同,采用数据驱动的方法预测闭环控制系统剩余寿命需要关注3个关键问题。1) 在建模闭环控制系统时,要考虑执行器退化对系统性能的影响。将退化过程引入闭环控制系统的状态空间模型中,通过刻画退化过程对系统状态及输出的影响来表示对系统性能的影响,如式(1)所示。针对具体问题,可以构建不同的函数形式。2) 在建模执行器退化过程时,要考虑如何通过构建退化指标、系统状态及控制输入之间的关系,表征系统状态及控制输入对退化过程的影响。例如,执行器退化使执行器的执行效率减小,从而降低系统输出性能,因此,闭环系统会通过增大控制输入以满足输出性能的要求。

然而,控制输入的增加会在一定程度上加速执行器的退化过程。综上,上述耦合影响关系如图3所示。3) 系统失效阈值的确定。多数研究大都基于建立的执行器退化模型,假设执行器退化指标达到某一退化阈值时,系统失效,即利用执行器这一局部部件的失效代表系统失效。该假设可能导致两种情况:① 执行器退化阈值设置过于保守。由于反馈控制的存在,当执行器退化达到其退化阈值时,系统输出可能仍旧满足性能要求,系统并没有失效。② 执行器退化阈值设置过大,执行器退化达到阈值之前,系统已经失效。因此,单纯用系统内部部件的失效阈值代替系统失效阈值,可能会降低系统剩余寿命预测的精度。

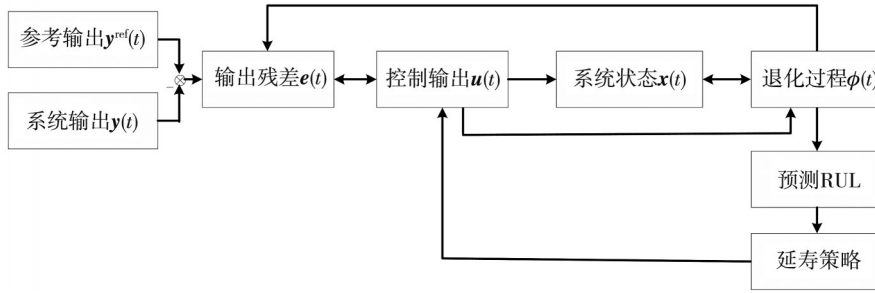


图3 考虑执行器退化的闭环控制系统参数耦合影响关系

Fig. 3 The coupling effect of closed-loop control system parameters considering actuator degradation

## 2 数据驱动的闭环控制系统剩余寿命预测方法

### 2.1 基于Poisson过程的方法

工程实际中,控制系统的执行器在运行期间可能受时变工况、突变环境等因素的影响,这些影响可以用随机冲击描述。每次随机冲击都会使执行器内部产生损伤,性能发生退化,随着损伤的累积,最终导致失效。基于此,研究人员考虑利用Poisson过程刻画随机冲击,进而预测控制系统寿命。

Nguyen等<sup>[21]</sup>考虑了比例积分微分(Proportional integral derivative, PID)反馈控制系统运行在随机时变环境下,且执行器受随机冲击的影响发生退化的情况。其利用强度 $\lambda$ 的Poisson过程描述随机冲击,每次冲击产生的退化量独立同分布,并且服从某种分布 $G$ 。 $t_k \geq 0$ 时刻,执行器受到冲击的次数为 $N(t_k)$ ,则执行器累积退化可表示为

$$\phi(t_k) = \sum_{j=0}^{N(t_k)} \varphi_j, \quad (2)$$

式中: $\varphi_j$ 表示第 $j$ 次冲击造成的损伤。

Nguyen等<sup>[21]</sup>假设执行器执行控制指令的能力随着执行器性能退化而减弱,定义 $t_k \geq 0$ 时刻,执行器执行能力为

$$C(t_k) = C_0 - \phi(t_k), \quad (3)$$

式中: $C_0$ 表示执行器初始执行能力。当 $C(t_k) \leq C_{\min}$ 时,认为系统失效。 $C_{\min}$ 为满足系统基本性能要求的最小执行能力,根据历史经验确定,其含义本质上是执行器的退化阈值。

构建执行器退化模型之后,Nguyen等<sup>[21]</sup>利用分段确定性马尔科夫过程(Piecewise deterministic Markov process, PDMP)统一刻画系统状态和执行器退化。为预测系统剩余寿命,首先,采用粒

子滤波估计系统状态和执行器退化。然后,基于状态估计值,利用蒙特卡洛(Monte Carlo, MC)仿真得到剩余寿命数值解。最后,给出了具有PID控制器的单容水箱液位控制系统仿真算例,验证了所提方法的效果。Nguyen等<sup>[22-24]</sup>进一步将该方法应用到具有PID控制器的双容水箱液位控制系统,论证了方法的预测效果。

基于Poisson过程的方法假设执行器退化是离散的,不适用于连续退化的情况。并且,这些文献未充分考虑执行器退化、系统动态性能及控制器控制输入之间的耦合影响关系,仅用关键部件即执行器的退化代表整体系统性能,用执行器退化失效表征系统失效,简化了实际系统性能演变的复杂性。

### 2.2 基于Gamma过程的方法

Gamma过程适用于设备退化过程严格单调的情况。Gamma过程 $\{\phi(t), t \geq 0\}$ 具有3个性质。

1) 给定时间区间 $[t_{i-1}, t_i]$ 内的退化增量 $\phi(t_i) - \phi(t_{i-1})$ 为如式(4)的Gamma分布,即

$$\phi(t_i) - \phi(t_{i-1}) \sim \text{Ga}(\alpha(t_i) - \alpha(t_{i-1}), \beta), \quad (4)$$

式中:Ga表示Gamma函数; $\alpha(t) > 0$ ,为形状参数; $\beta > 0$ ,为尺度参数。

2) 任何不相交时间区间上的退化增量相互独立,且服从如式(4)的Gamma分布。

3)  $\phi(0) = 0$ 。利用Gamma过程建模退化过程,可利用首达时间的概念定义剩余寿命。 $t_i$ 时刻,设备剩余寿命 $L_i$ 为

$$L_i = \inf \left\{ l_i: \phi(t_i + l_i) \geq \omega \mid \phi(t_i) < \omega \right\} = \left\{ l_i: \phi(t_i + l_i) \geq \omega \mid \phi(t_i) < \omega \right\}, \quad (5)$$

式中: $\phi(t_i)$ 表示 $t_i$ 时刻的退化量; $\omega$ 为预设的失效阈值。第2个等式成立由Gamma过程单调性得到。

Langeron 等<sup>[25]</sup>假设执行器退化可被直接观测,利用 Gamma 过程构建执行器随机退化模型。建模过程中,将控制输入对执行器退化状态的影响视作一种应力源,并将这种应力对退化状态的影响作为一个协变量,参照比例风险模型<sup>[26]</sup>的形式引入到形状参数  $\alpha(t)$  中,建立了  $\alpha(t)$  与协变量之间的解析关系,并通过首达时间的概念得到了剩余寿命分布。最后,针对线性二次规划调节器 (Linear quadratic regulator, LQR), 设计了基于剩余寿命预测信息的延寿策略。Mabrouk 等<sup>[27]</sup>利用 Gamma 过程建模执行器退化之后,进一步考虑了模型参数估计问题,采用极大似然估计 (Maximum likelihood estimation, MLE) 得到未知参数。这些文献本质上研究的仍然是部件级剩余寿命预测方法,且都假设执行器退化状态可被直接观测。在此假设下,可以直接利用首达时间得到执行器的剩余寿命概率分布。然而,闭环反馈结构的存在使控制系统更加鲁棒,部件退化产生的影响可能被反馈控制部分补偿,使得内部部件的退化很难被直接监测,呈现隐含退化的特点。

Moulaoui 等<sup>[28]</sup>研究了执行器退化隐含条件下,双油箱液位控制系统的故障检测与预测问题。表征执行器退化的执行效率由 Gamma 过程刻画,进一步将退化指标融入到系统状态方程中,实现系统状态与退化指标的联合建模。接着采用扩展卡尔曼滤波估计系统状态和退化指标,利用广义似然比检验 (Generalized likelihood ratio test, GLRT) 确定预测起始时刻,最后,通过首达时间分布预测执行器的剩余寿命。

基于 Gamma 过程的方法,数学计算相对简单,并且物理意义比较容易理解。然而, Gamma 过程只适合退化过程严格单调的情况,且与基于 Poisson 过程的方法存在的问题类似,即用执行器退化失效代表系统失效,没有从控制系统的角度研究系统级剩余寿命预测方法。

### 2.3 基于 Wiener 过程的方法

Wiener 过程是由 Brownian 运动驱动的一类扩散过程,也被称为漂移 Brownian 运动。Brownian 运动最初用于描述微小粒子的随机游动,适合描述具有增加或减小趋势的非单调退化过程。在此背景下,对于监测数据呈现非单调变化的设备,一般采用基于 Wiener 过程的随机退化模型进行剩余寿命预测。由于 Wiener 过程具有高斯、独立增

量等良好的数学特性,便于推导和求解首达时间意义下的剩余寿命分布,且易于实现模型的扩展,得到诸多学者的广泛关注<sup>[29]</sup>。Si 等<sup>[30]</sup>从线性特征到非线性特征、从固定模式到切换模式、从数据获取到结果应用,详细论述了基于 Wiener 过程及其变形的单变量随机退化设备的剩余寿命预测基础理论和方法。

基于 Wiener 过程的方法,在闭环控制系统剩余寿命预测中应用非常广泛。Li 等<sup>[31]</sup>研究了执行器退化监测数据存在测量误差时闭环控制系统的剩余寿命预测与延寿控制问题。首先,采用非线性 Wiener 过程描述执行器真实退化过程,即

$$\phi(t) = \phi(0) + \int_0^t \mu(\tau; \theta) d\tau + \sigma_B B(t), \quad (6)$$

式中:  $\phi(t)$  表示  $t$  时刻执行器的退化量;  $\phi(0)$  为初始时刻执行器的退化量;  $\mu(\tau; \theta)$  和  $\sigma_B$  分别表示退化过程的漂移系数和扩散系数;  $\theta$  是未知参数向量;  $B(t) \sim N(0, t)$  为标准 Brownian 运动。由式(6)可知, Li 等<sup>[31]</sup>在采用非线性 Wiener 过程构建随机退化模型时未考虑控制输入和系统状态对退化过程的影响。

Li 等<sup>[31]</sup>还采用带有高斯白噪声随机扰动的观测方程刻画具有随机测量误差的退化测量值,即

$$z(t) = \phi(t) + \epsilon, \quad (7)$$

式中:  $z(t)$  为  $t$  时刻直接测量得到的含有噪声的退化量;  $\epsilon \sim N(0, \gamma^2)$  表示随机测量误差。

然后,将执行器真实退化量作为模型中的状态,构建由式(6)和式(7)组成的状态空间模型,通过卡尔曼滤波估计与更新退化状态。为了确定系统失效阈值,限定当控制系统性能超过稳态误差、调节时间和超调量的性能指标约束集时,对应的执行器退化量  $L_{sf}$  为系统的失效阈值,进而将执行器首达失效阈值意义下的寿命定义为控制系统的寿命  $T$ , 即

$$T = \inf \{ t: \phi(t) \geq L_{sf} | \phi(0) < L_{sf} \}. \quad (8)$$

根据式(8)得到了控制系统剩余寿命的概率分布。为了设计延寿控制策略, Li 等<sup>[31]</sup>进一步将与退化状态相关的执行器执行能力引入控制系统状态方程中,刻画执行器退化对系统动态性能的影响,设计了基于执行器退化状态的自适应延寿控制策略。然而,在延寿控制策略中,并未利用剩余寿命预测信息。

该团队相关研究可参见其它文献<sup>[32-34]</sup>。实际

上,上述研究都认为执行器退化指标是可被直接测量的,只不过测量得到的退化值含有随机噪声,所以构建状态空间模型并利用退化观测数据来估计真实退化状态。

Si等<sup>[35]</sup>认为执行器退化对系统性能的影响能够被反馈控制器部分补偿,因此执行器退化变量是隐含不可观测的。基于此,提出了一种考虑执行器隐含退化的闭环系统退化建模、剩余寿命预测及延寿控制方法。首先,构建了执行器退化条件下单输入单输出闭环系统的模型,即

$$\begin{cases} \dot{\boldsymbol{x}}(t) = \boldsymbol{A}(\boldsymbol{\phi}(t))\boldsymbol{x}(t) + \boldsymbol{B}(\boldsymbol{\phi}(t))\boldsymbol{u}(t) + \boldsymbol{\omega}(t), \\ \boldsymbol{y}(t) = \boldsymbol{C}(\boldsymbol{\phi}(t))\boldsymbol{x}(t) + \boldsymbol{v}(t), \end{cases} \quad (9)$$

式中:  $\boldsymbol{x}(t) \in \mathbb{R}^{n \times 1}$  表示系统内部状态;  $\boldsymbol{u}(t)$  为控制输入;  $\boldsymbol{y}(t)$  是系统输出;  $\boldsymbol{\phi}(t)$  为随时间变化的执行器隐含退化变量;  $\boldsymbol{\omega}(t)$  和  $\boldsymbol{v}(t)$  分别为系统过程噪声和测量噪声,且相互独立;  $\boldsymbol{A}(\boldsymbol{\phi}(t)) \in \mathbb{R}^{n \times n}$ ,  $\boldsymbol{B}(\boldsymbol{\phi}(t)) \in \mathbb{R}^{n \times 1}$  和  $\boldsymbol{C}(\boldsymbol{\phi}(t)) \in \mathbb{R}^{1 \times n}$  为实矩阵。式(9)将执行器退化对系统状态的影响引入到了系统模型中。

然后,采用非线性 Wiener 过程刻画执行器隐含退化,即

$$\boldsymbol{\phi}(t) = \boldsymbol{\phi}(0) + \int_0^t \boldsymbol{\mu}(\boldsymbol{\tau}; \boldsymbol{x}(\boldsymbol{\tau})) d\boldsymbol{\tau} + \boldsymbol{\sigma}_B B(t). \quad (10)$$

式(10)与式(6)类似,不同之处在于式(10)通过漂移系数  $\boldsymbol{\mu}(\boldsymbol{\tau}; \boldsymbol{x}(\boldsymbol{\tau}))$  刻画系统状态对执行器退化的影响。

在此基础上, Si等<sup>[35]</sup>将执行器退化变量作为系统状态,将式(9)和式(10)集成到一个状态空间模型中。根据系统历史输出和当前时刻输出观测,利用粒子滤波联合估计系统状态和执行器退化。考虑到执行器退化和系统状态的耦合影响使得现有模型难以预测退化变量将来的演化过程, Si等<sup>[35]</sup>以式(6)作为退化学习模型。利用同类设备历史失效数据离线估计式(6)的未知参数,当粒子滤波估计的退化状态可用时,将估计的退化状态作为式(6)的退化观测,利用贝叶斯更新机制在线更新参数值。由此,依据式(6)可以方便地学习与跟踪隐含退化变量,并能准确的预测退化变量演化趋势。最后,考虑了系统的输出残差,即

$$\boldsymbol{e}(t) = \boldsymbol{y}^{\text{ref}}(t) - \boldsymbol{y}(t). \quad (11)$$

将  $\boldsymbol{e}(t)$  作为衡量系统是否失效的指标,定义了基于残差阈值的系统寿命  $T$ , 即

$$T = \inf \left\{ t : |\boldsymbol{e}(t)| \geq e_{\max} \mid |\boldsymbol{e}(0)| < e_{\max} \right\}. \quad (12)$$

通过 MC 分析仿真系统将来的状态、隐含退化及系统输出,得到了系统剩余寿命数值解。思路类似, Shi等<sup>[18]</sup>提出了一种考虑执行器性能退化的控制系统剩余寿命预测方法。该方法在估计出隐含退化状态后,在每一个预测时刻通过 MC 仿真得到合理的失效阈值,建立了一种基于隐含退化量变失效阈值的系统失效判断准则,同样得到了系统剩余寿命的数值解。需要注意的是,上述文献都没有考虑控制输入与执行器退化之间的耦合关系。

Zhang等<sup>[2]</sup>在模型预测控制(Model predictive control, MPC)框架下,探索了如何解决控制系统可靠性与性能之间的折中平衡问题。假设执行器退化变量可被直接观测,考虑退化过程、系统状态及控制输入的耦合影响,构建退化模型

$$\boldsymbol{\phi}(t) = \boldsymbol{\phi}(0) + \int_0^t \boldsymbol{\mu}(\boldsymbol{\tau}; \boldsymbol{x}(\boldsymbol{\tau}), \boldsymbol{u}(\boldsymbol{\tau}), \boldsymbol{\theta}) d\boldsymbol{\tau} + \boldsymbol{\sigma}_B B(t). \quad (13)$$

在确定  $\boldsymbol{\mu}(\boldsymbol{\tau}; \boldsymbol{x}(\boldsymbol{\tau}), \boldsymbol{u}(\boldsymbol{\tau}), \boldsymbol{\theta})$  具体函数形式时, Zhang等<sup>[2]</sup>将控制输入或系统状态等效为施加在执行器上的工作负载或应力,并借鉴加速退化测试中描述模型参数和工作负载解析关系的加速退化模型,采用 Arrhenius 模型<sup>[36]</sup>描述退化率和控制输入之间的解析关系。

$$\boldsymbol{\mu}(\boldsymbol{\tau}; \boldsymbol{x}(\boldsymbol{\tau}), \boldsymbol{u}(\boldsymbol{\tau}), \boldsymbol{\theta}) = \boldsymbol{\mu}_0 \exp(\boldsymbol{\alpha} |\boldsymbol{u}(\boldsymbol{\tau})|), \quad (14)$$

式中:  $\boldsymbol{\mu}_0$  和  $\boldsymbol{\alpha}$  表示模型未知参数。

为了辨识模型参数, Zhang等<sup>[2]</sup>采用极大似然估计法根据同类设备历史退化数据离线估计模型参数,然后,通过构建未知参数的状态空间模型,利用退化变量的实时监测数据在线更新参数估计值。通过退化变量到达预设失效阈值的时间定义执行器寿命,得到了不同时刻执行器的可靠度。

需要注意的是, Zhang等<sup>[2]</sup>虽然建立了如式(13)所示的退化模型,但在确定  $\boldsymbol{\mu}(\boldsymbol{\tau}; \boldsymbol{x}(\boldsymbol{\tau}), \boldsymbol{u}(\boldsymbol{\tau}), \boldsymbol{\theta})$  具体函数形式时,仅考虑了控制输入和退化率之间的关系。此外,其没有涉及系统可靠性及系统剩余寿命预测,本质上解决的是执行器可靠性与控制系统性能之间的平衡问题。

Mo等<sup>[37]</sup>进一步研究了系统中多个执行器和传感器同时存在退化的情况下,具有 PID 控制器的冷却系统可靠性预测问题,并利用线性 Wiener 过程分别建模各个退化变量。当系统控制过程的上升时间、下降时间、超调量及调节时间超过要

求的阈值时,系统即失效。最后,利用粒子群优化和MC仿真预测系统的可靠性。

值得注意的是,基于Wiener过程的方法虽然可以建模非单调变化的退化过程,相关文献也大都通过分析系统性能和执行器退化阈值的关系,反推出了代表系统级失效的执行器退化阈值。然而,此类方法在建模时引入耦合影响之后,很难得到剩余寿命分布解析解,只能通过MC仿真得到数值解。

## 2.4 基于混合模型的方法

此类方法认为执行器退化是由磨损和随机冲击共同作用引起的。磨损导致执行器的连续退化,随机冲击造成执行器的离散退化,进而通过两种随机过程叠加表征执行器的退化。

一些文献<sup>[38-40]</sup>利用Gamma过程刻画磨损导致的连续退化,利用Poisson过程描述随机冲击引起的离散退化,在两类退化相互独立的假设下构建了复合退化模型。Li等<sup>[41]</sup>利用式(6)所示的非线性Wiener过程刻画执行器长期磨损导致的连续退化过程,采用Poisson过程描述执行器受随机冲击导致的离散退化量,构建了随机退化复合模型。然后,定义控制系统稳态误差超过约束值时对应的执行器退化量为系统的失效阈值,得到了系统剩余寿命。Xu等<sup>[42]</sup>研究了具有多源退化过程的电液驱动控制系统可靠性评估问题,对系统中不同部件的连续退化和离散退化分别建模。然后,采用PDMP统一刻画多源退化过程及它们之间的依赖性。为准确评估系统的可靠性,定义了综合考虑调节时间、超调量和稳态误差的系统失效标准。最后,利用MC仿真评估系统可靠性。

除了上述3类方法之外,也有研究人员采用比例风险模型<sup>[43]</sup>、物理机理模型<sup>[44]</sup>、逆高斯过程<sup>[45]</sup>、退化变量和控制输入解析关系模型<sup>[46]</sup>等刻画执行器退化过程,进而预测系统剩余寿命。

## 3 基于预测信息的延寿控制方法

为保证控制系统安全高效运行,研究人员在控制理论层面提出了故障容错控制、自适应控制、自愈控制等方法。这些方法基本都是在故障发生后,通过冗余、重组或重构控制律等方式使系统重新满足动态性能要求,延长系统寿命,属于故障后延寿。而基于预测信息的延寿控制,是

在系统内部出现退化但尚未发生故障,或发生微小故障但不影响系统动态性能时,通过预测系统剩余寿命,并根据预测信息,考虑性能约束和可靠性要求,通过改变控制量、重构控制律或调节控制参数,延长系统运行寿命。Langeron等<sup>[25]</sup>通过重构控制器参数实现系统性能与执行器可靠性之间的平衡,达到延长系统寿命的目的。在预测系统剩余寿命的基础上,Langeron等<sup>[25]</sup>针对LQR设置剩余寿命阈值,当预测的剩余寿命大于该阈值时,仅逐步增大LQR中 $R$ 矩阵的元素值。反之,则在增大 $R$ 矩阵的同时,减小 $Q$ 矩阵,使控制输入减弱,缓解执行器执行压力,延长控制系统运行时间。Si等<sup>[35]</sup>在预测系统剩余寿命的基础上,设计了一种延寿策略,通过调整PID控制器的比例系数达到延长系统寿命的目的。简而言之, $t_k$ 时刻,当预测的剩余寿命以一定的概率 $\sigma$ 大于系统规定的剩余寿命时,控制器参数保持不变。反之,则根据构建的调整规则改变PID控制器的比例系数,减小控制输入的作用,缓解执行器的退化,从而延长系统寿命。

总之,基于预测信息的延寿控制手段相对较为单一,主要包括但不限于PID控制器参数调节<sup>[35]</sup>、参数优化<sup>[37]</sup>、LQR参数调节与控制律重构<sup>[25,27,38-40]</sup>、基于RUL的模型预测控制<sup>[4,46]</sup>等。

## 4 结论与展望

为了填补闭环反馈控制系统剩余寿命预测方法综述的空白,本文对数据驱动的闭环控制系统剩余寿命预测方法进行了梳理和总结。在将其分为基于Poisson过程的方法、基于Gamma过程的方法、基于Wiener过程的方法和基于混合模型的方法基础上,详细分析了各类方法的研究现状与发展动态,总结了每一类方法的实现原理、特点与局限性,并对基于预测信息的延寿控制方法进行了初步探讨。

相对于部件级的剩余寿命预测,针对闭环控制系统的剩余寿命预测研究较少。理论上与工程中仍存在大量的挑战与问题待进一步研究,主要包括以下几方面。

1) 闭环控制系统健康状态表征与综合健康指标构建方法。利用单个部件的退化或失效表征整个控制系统的健康状态有可能造成较大的预测误差和不确定性。这就需要构建能够准确反映系统

健康状态的健康指标。系统健康指标的构建,特别是从控制理论的角度构建健康指标仍缺乏必要的关注。Xiao等<sup>[45]</sup>考虑将控制稳定性作为健康指标,即随着执行器性能逐渐退化,系统稳定性也会变差,当执行器退化超过某个阈值时,系统变得不稳定,发生失效。基于此,该文献<sup>[45]</sup>建立了死区时间阈值和执行器退化阈值的解析关系,从而反推出代表系统级失效的执行器退化阈值。Gong等<sup>[47]</sup>也从控制系统稳定性的角度出发,证明了如果闭环控制系统是稳定的,则 $H_\infty$ 范数是系统内部损伤的非降函数,由此将 $H_\infty$ 范数作为系统退化指标。

在建立系统性能指标与执行器退化过程的解析关系时,要考虑随机扰动的影响。因为,随机扰动也会影响系统性能。此外,构建系统级性能指标后,系统失效阈值的确定也是一个难点问题。需要综合考虑部件退化、系统动态性能及控制输入的耦合影响。

2) 多退化部件闭环控制系统剩余寿命预测理论与方法。许多研究人员仅仅考虑了单个执行器退化条件下的闭环控制系统剩余寿命预测问题。然而,对于日益复杂的控制系统而言,内部由多个部件构成,各部件之间的退化相互影响,存在耦合,即多部件性能耦合且共同决定系统整体性能,多个部件退化与系统整体性能之间的关系尚未理清。因此,考虑多部件退化的闭环控制系统剩余寿命预测是未来必须要深入研究的问题。

3) 基于机器学习的闭环控制系统剩余寿命预测方法。现阶段基于机器学习的方法主要聚焦于部件级剩余寿命预测。考虑执行器退化的相关文献也仅仅针对单独的执行器进行剩余寿命预测<sup>[48-52]</sup>,没有将执行器纳入整个控制系统,考虑反馈控制对执行器性能退化的影响。针对系统级剩余寿命的研究更是几乎没有。Gong等<sup>[47]</sup>提出了一种基于学习的闭环控制系统剩余寿命预测方法,选择Birnbaum-Saunders疲劳寿命分布作为系统剩余寿命的概率分布。采用分段多项式算法,根据设备失效和退化数据集,学习退化指标与疲劳寿命分布参数之间的映射关系。当新的退化指标数据可用时,根据映射关系更新分布参数,得到系统剩余寿命分布。虽然该文献提出的是一种相对简单的学习算法,但对闭环控制系统剩余寿命预测是一种有益的尝试。可以预见,随着人工智能技术的飞速发展和日益完善,基于机器学习特别

是深度学习的闭环控制系统剩余寿命预测,可能会成为未来的研究热点

4) 基于预测信息的闭环控制系统延寿控制理论与技术。基于预测信息的延寿控制策略手段比较单一,大部分都停留在调整控制器参数层面。如何根据预测信息设计更为多样、更为有效的延寿控制策略尚待进一步研究。此外,将延寿控制纳入系统智能运维的体系中,综合考虑延寿控制与维修决策,是闭环控制系统健康管理技术未来的一个研究方向。

5) 闭环控制系统寿命预测与延寿控制理论的验证应用。多数文献在方法的验证环节,大都考虑水箱液位控制系统、惯性平台稳定回路控制系统等,且都是模拟仿真,鲜有实际系统的应用研究。为加速各种预测方法的落地应用,需要重点考虑如何在实际系统中验证预测方法的效果。

#### 参考文献:

- [1] WANG J S, YANG G H. Data-driven output-feedback fault-tolerant compensation control for digital pid control systems with unknown dynamics[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2016, 63(11): 7029-7039.
- [2] ZHANG J C, LIU T Y, QIAO J Z. Solving a reliability-performance balancing problem for control systems with degrading actuators under model predictive control framework [J]. Journal of the Franklin Institute, 2022, 359: 4260-4287.
- [3] YU X, JIANG J. Hybrid fault-tolerant flight control system design against partial actuator failures [J]. IEEE Transactions on Control Systems Technology, 2012, 20(4): 871-886.
- [4] WANG C L, GUO L, QIAO J Z. Event-triggered adaptive fault-tolerant control for nonlinear systems fusing static and dynamic information [J]. Journal of the Franklin Institute, 2019, 356(1): 248-267.
- [5] QIAN M S, SHI Y, GAO Z F, et al. Integrated fault tolerant tracking control for rigid spacecraft using fractional order sliding mode technique [J]. Journal of the Franklin Institute, 2020, 357(15): 10557-10583.
- [6] TAO G, JOSHI S M, MA X L. Adaptive state feedback and tracking control of systems with actuator failures [J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2001, 46(1): 78-95.
- [7] TAO G, CHEN S H, JOSHI S M. An adaptive control scheme for systems with unknown actuator failures [J].

- Automatica, 2002, 38(6): 1027-1034.
- [ 8 ] XIAO S Y, DONG J X. Robust adaptive fault-tolerant tracking control for uncertain linear systems with actuator failures based on the closed-loop reference model[J]. IEEE Transactions on System, Man, and Cybernetics: Systems, 2020, 50(9): 3448-3455.
- [ 9 ] 杨建元, 赵彬, 方翠. 阿拉斯加航空 261 号班机空难的适航解读[J]. 航空标准化与质量, 2023(2): 53-56.
- [10] 江山. 美“开普勒”望远镜出现重大故障[J]. 太空探索, 2013(7): 46.
- [11] ZIO E. Prognostics and health management (PHM): Where are we and where do we (need to) go in theory and practice [J]. Reliability Engineering and System Safety, 2022, 218: 108119.
- [12] LI R, VERHAGEN W J, CURRAN R. A systematic methodology for prognostic and health management system architecture definition[J]. Reliability Engineering and System Safety, 2020, 193: 106598.
- [13] LEI Y G, LI N P, GUO L, et al. Machinery health prognostics: A systematic review from data acquisition to RUL prediction[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2018, 104: 799-834.
- [14] CHEN J X, HUANG R Y, CHEN Z Y, et al. Transfer learning algorithms for bearing remaining useful life prediction: A comprehensive review from an industrial application perspective [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2023, 193: 110239.
- [15] SI X S, WANG W B, HU C H, et al. Remaining useful life estimation: A review on the statistical data driven approaches [J]. European Journal of Operational Research, 2011, 213(1): 1-14.
- [16] 裴洪, 胡昌华, 司小胜, 等. 基于机器学习的设备剩余寿命预测方法综述[J]. 机械工程学报, 2020, 55(8): 1-13.  
PEI Hong, HU Changhua, SI Xiaosheng, et al. Review of machine learning based remaining useful life prediction methods for equipment [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2020, 55(8): 1-13. (in Chinese)
- [17] REN L, XU Z Y, YAN X Q. Single-sensor incipient fault detection [J]. IEEE Sensors Journal, 2011, 11(9): 2102-2107.
- [18] 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[J]. 自动化学报, 2019, 45(5): 941-952.  
SHI Quan, HU Changhua, SI Xiaosheng, et al. Remaining useful lifetime prediction method of controlled systems considering performance degradation of actuator [J]. Acta Automatica Sinica, 2019, 45(5): 941-952. (in Chinese)
- [19] ZAGOROWSKA M, WU O, OTTEWILL J R, et al. A survey of models of degradation for control applications [J]. Annual Reviews in Control, 2020, 50: 150-173.
- [20] JOHANSEN T A, FOSSEN T I. Control allocation- A survey[J]. Automatica, 2013, 49(5): 1087-1103.
- [21] NGUYEN D N, DIEULLE L, GRALL A. A deterioration model for feedback control systems with random environment [C]//The Annual European Safety and Reliability Conference. 2013: 02586081.
- [22] NGUYEN D N, DIEULLE L, GRALL A. Remaining useful life estimation of stochastically deteriorating feedback control systems with a random environment and impact of prognostic result on the maintenance process [C]//PHM Society European Conference. 2014: 1496.
- [23] NGUYEN D N, DIEULLE L, GRALL A. Remaining useful lifetime prognosis of controlled systems: A case of stochastically deteriorating actuator [J]. Mathematical Problems in Engineering, 2015, 4: 1-16.
- [24] NGUYEN D N, DIEULLE L, GRALL A. Feedback control system with stochastically deteriorating actuator: remaining useful life assessment [C]//IFAC World Congress. 2014: 3244-3249.
- [25] LANGERON Y, GRALL A, BARROS A. Actuator health prognosis for designing LQR control in feedback systems [J]. Chemical Engineering Transactions, 2013, 33: 979-984.
- [26] COX D. Regression models and life-tables [J]. Journal of the Royal Statistical Society. Series B (Methodological), 1972, 34(2): 187-220.
- [27] MABROUK N, MOULAHI M H, HMIDA F B. Degradation process analysis and remaining useful life estimation in a control system [C]//International Conference on Sciences of Electronics, Technologies of Information and Telecommunications. Springer, Cham, 2018: 49-65.
- [28] MOULAHI M H, HMIDA F B. Using extended Kalman filter for failure detection and prognostic of degradation process in feedback control system [J]. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part I: Journal of Systems and Control Engineering, 2022, 236(1): 182-199.
- [29] 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 [J]. *European Journal of Operational Research*, 2018, 271(3): 775-796.
- [30] SI X S, ZHANG Z X, HU C H. Data-driven remaining useful life prognosis techniques: stochastic models, methods and applications [M]. Berlin: Springer-Verlag, 2017.
- [31] 李炜, 王成文. 执行器隐含退化下系统寿命预测与延寿方法[J]. *华中科技大学学报(自然科学版)*, 2020, 48(12): 20-26.  
LI Wei, WANG Chengwen. Research on remaining useful life prediction and life extension of control system with implicit degradation of actuators [J]. *Journal of Huazhong University of Science and Technology (Nature Science Edition)*, 2020, 48(12): 20-26. (in Chinese)
- [32] 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[J]. *吉林大学学报(工学版)*, 2023, 53(3): 841-852.  
SHEN Fuyuan, LI Wei, JIANG Dongnian. Life prediction and self-maintenance method of quadrotor unmanned aerial vehicle [J]. *Journal of Jilin University (Engineering and Technology Edition)*, 2023, 53(3): 841-852. (in Chinese)
- [33] 颜伟俊. 多轴同步控制系统的寿命预测与延寿方法研究[D]. 兰州: 兰州理工大学, 2022.
- [34] 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[D]. 兰州: 兰州理工大学, 2021.
- [35] SI X S, REN Z Q, HU X X, et al. A novel degradation modeling and prognostic framework for closed-loop systems with degrading actuator [J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2020, 67(11): 9635-9647.
- [36] ZHANG J C, MA X B, ZHAO Y. Reliability demonstration for long-life products based on hardened testing method and gamma process [J]. *IEEE Access*, 2017, 5: 19322-19332.
- [37] MO H D, XIE M. A dynamic approach to performance analysis and reliability improvement of control systems with degraded components [J]. *IEEE Transactions on System, Man, and Cybernetics: Systems*, 2016, 46(10): 1404-1414.
- [38] LANGERON Y, GRALL A, BARROS A. Joint maintenance and controller reconfiguration policy for a gradually deteriorating control system [J]. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part O. Journal of Risk and Reliability*, 2017, 231(4): 339-349.
- [39] LANGERON Y, GRALL A, BARROS A. A modeling framework for deteriorating control system and predictive maintenance of actuators [J]. *Reliability Engineering and System Safety*, 2015, 140: 22-36.
- [40] 李炜, 王成文. 执行器退化下反馈控制系统的寿命预测和延寿方法[J]. *兰州理工大学学报*, 2020, 46(4): 84-90.  
LI Wei, WANG Chengwen. Research on life prediction and life extension method of feedback control system under actuator degradation [J]. *Journal of Lanzhou University of Technology*, 2020, 46(4): 84-90. (in Chinese)
- [41] 李炜, 李宗仁, 毛海杰. 基于反馈控制系统实时寿命预测的延寿策略研究[J]. *兰州理工大学学报*, 2021, 47(6): 74-83.  
LI Wei, LI Zongren, MAO Haijie. Study on life extension strategy based on real-time life prediction of feedback control system [J]. *Journal of Lanzhou University of Technology*, 2021, 47(6): 74-83. (in Chinese)
- [42] XU D, FENG Z X, SUI S B, et al. Reliability assessment of electrohydraulic actuation control system subject to multisources degradation processes [J]. *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*, 2019, 24(6): 2594-2605.
- [43] LANGERON Y, GRALL A, BARROS A. Actuator lifetime management in industrial automation [J]. *IFAC Proceedings Volumes*, 2012, 45(20): 642-647.
- [44] OBANDO D R, MARTINEZ J J, BERENGUER C. Deterioration estimation for predicting and controlling RUL of a friction drive system [J]. *ISA Transactions*, 2021, 113: 97-110.
- [45] XIAO X, MO H D, DONG D Y, et al. Reliability analysis of aging control system via stability margins [J]. *Journal of Manufacturing Systems*, 2021, 61: 808-818.
- [46] PEREIRA E B, GALVAO R, YONEYAMA T. Model predictive control using prognosis and health monitoring of actuators [C]//2010 IEEE International Symposium on Industrial Electronics. IEEE, 2010: 237-243.
- [47] GONG Y, HUYNH K T, LANGERON Y, et al. Degradation index construction and learning-based prognostics for stochastically deteriorating feedback control systems [J]. *Reliability Engineering and System Safety*, 2023, 238: 109460.
- [48] GUO R X, SUI J F. Remaining useful life prognostics for the electrohydraulic servo actuator using hellinger distance-based particle filter [J]. *IEEE Transactions*

- on Instrumentation and Measurement, 2020, 69(4): 1148-1158.
- [49] GUO R X, LIU Z H, WANG J Q. Remaining useful life prediction for the electro-hydraulic actuator based on improved relevance vector machine [J]. Proceedings of the institution of Mechanical Engineers, Part I: Journal of Systems and Control Engineering, 2020, 234(4): 501-511.
- [50] MAZAEV T, OMPUSUNGGU A P, TOD G, et al. Data-driven prognostics of alternating current solenoid valves [C]//Prognostics and Health Management Conference. IEEE, 2020: 109-115.
- [51] WANG H, PENG M J, XU R Y, et al. Remaining useful life prediction based on improved temporal convolutional network for nuclear power plant valves [J]. Frontiers in Energy Research, 2020, 8: 584463.
- [52] EIDALI M, KUMAR K D. Fault Diagnosis and Prognosis of Aerospace Systems Using Growing Recurrent Neural Networks and LSTM [C]//IEEE Aerospace Conference. IEEE, 2021: 1-20.