

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.2311873

基于统计分析与物理模型的批量小样本 条件下作动器退化建模*

潘晋新¹, 景博¹, 焦晓璇¹, 王生龙¹, 王可心²

(1. 空军工程大学航空工程学院 西安 710038; 2. 航空工业西安飞行自动控制研究所 西安 710076)

摘要:作动器是飞行控制系统的重要组成部分,其性能直接影响飞行安全。然而,大部分部件全寿命周期仅能获取2~3次的返所测试数据,性能退化样本极小,给作动器的性能预测带来困难。针对这一问题,提出了一种统计分析与物理模型结合的性能预测方法,首先对批次型部件数据进行统计分析,建立作动器不同阶段的统计分布规律;然后,结合作动器退化的物理模型与统计规律,建立带有概率分布的作动器退化函数,并基于AMESim仿真对参数进行标定,得到不同时间与健康参数下的概率密度函数;最后,针对任一部件获取的健康参数,给出基于后验概率的概率密度函数更新方式。为验证方法的有效性,本文采用多个含有3个数据点的样本进行验证,统计预测值精度。结果表明,实测值在预测密度函数的 3σ 范围的概率高达92.27%,证明预测密度函数能够在高置信度下表征作动器退化规律。

关键词:小样本;退化建模;统计分析;作动器;AMESim仿真

中图分类号: TH17 文献标识码: A 国家标准学科分类代码: 520.2060

Actuator degradation modeling under batch small sample conditions based on statistical analysis and physical model

Pan Jinxin¹, Jing Bo¹, Jiao Xiaoxuan¹, Wang Shenglong¹, Wang Kexin²

(1. College of Aeronautics Engineering, Air Force Engineering University, Xi'an 710038, China;
2. AVIC Xi'an Flight Automatic Control Research Institute, Xi'an 710076, China)

Abstract: Actuators are essential components of flight control systems, and their performance directly affects flight safety. However, most components can only get the performance data 2~3 times during their life cycle, and the samples of performance degradation parameters are extremely small, which poses challenges for predicting actuator performance. To solve this problem, a performance prediction method combining statistical analysis and a physical model is proposed. Firstly, statistical analysis is carried out on the batch-type component data, and statistical distribution rules of different stages of the actuator are established. Then, based on the physical model and statistical law of the actuator degradation, a actuator degradation function with probability distribution is established. The function parameters are calibrated based on AMESim simulation to obtain the probability density function under different time and health parameters. Finally, the update method of probability density function based on posterior probability is given for the health parameters obtained by any component. To verify the effectiveness of the method, multiple samples containing 3 data points were used for validation. The results show that the probability of the measured values in the 3σ range of the predicted density function is 92.27%, which proves that the predicted density function can characterize the degradation rule of actuators with high confidence.

Keywords: small sample; degradation modeling; statistical analysis; actuator; AMESim simulation

0 引言

作动器是飞机飞控系统的关键部件之一,接收飞控

计算机的指令信号,向作动器的各腔分配工作油液,使作动器活塞输出相应位移,从而驱动飞机舵面偏转,是精密复杂的液压机电产品^[1]。然而,在使用过程中,由于磨损、老化等因素的影响,作动器的性能也在逐渐发生退

化。据统计,在所有故障中,退化型密封泄露等问题约占总故障数的40%,可见,退化型损耗是影响作动器性能的重要原因之一,如何评估与预测使用过程中作动器的性能的退化,是作动器健康管理的基础。

然而,由于机上检测手段的限制,采集的参数难以支撑对作动器的健康状态进行实时评估,只有配套研究所具有相关条件对作动器的性能参数进行测试。但对一个部件而言,仅在新品出所、故障返修、到寿大修的情况下进行测试,因此难以获取某个部件在全寿命周期下连续监测的性能参数,对于作动器的退化建模造成困难,如何在小样本条件下建立作动器内漏退化模型是作动器性能预测的难题。

传统的数据驱动的退化建模方法需要通过大量运维数据,提取出退化过程中的特征,从而实现退化序列的建模^[2]。近年来流行的机器学习、深度学习等方法,都需要大量完善的数据,并从中获取退化相关的信息。例如受限玻尔兹曼机(restricted boltzmann machines, RBM)、循环神经网络(recurrent neural network, RNN)及其变体长短周期记忆网络(long-short term memory, LSTM)、Transformer模型等,已成为装备海量数据特征提取与退化模式识别领域的热点研究问题,广泛应用于装备退化建模与寿命预测,包括锂电池^[3]、轴承^[4-7]、氧气浓缩器^[8]、旋转泵^[9]等。

然而,大多数作动器仅能获取到出所成品检验与大修时的复测数据,对于单一部件而言,样本点极其稀疏,对于传统的机器学习、深度学习方法而言,在小样本数据中难以获取足够的经验知识,可能会带来建模精度低的风险^[10]。小样本条件下的建模问题,已成为近些年研究的热点问题之一,众多数据迁移、特征迁移、模型迁移等方法针对不同情况下的迁移取得了一定成果^[10]。Sun等^[11]基于稀疏自动编码器,采用权重转移、特征迁移和权值更新的策略对稀疏自编码器生成的模型进行迁移,并将方法在刀具寿命预测迁移上;Mao等^[12]融合了转移成分分析与压缩去噪自编码器,对轴承开展特征迁移研究,并利用最小二乘支持向量机对轴承剩余寿命进行预测;Ragab等^[13]提出了一种无监督对抗域自适应模型开展特征迁移,对信息进行约简并将模型用于涡扇发动机的剩余寿命预测。然而,作动器数据中对应于迁移学习的目标域的仅有2个数据点,难以将源域训练好的模型进行充分地微调与修正,造成退化建模精度降低。

虽然液压作动器单一部件在全寿命周期内漏数据具有明显的小样本特征,但由于工业部门生产了大量的部件,其同一型号数量庞大,在批次层面上具有一定的统计规律。如何利用统计规律支撑退化建模,给小样本数据建模提供了新的机遇,同时也是作动器退化建模型的难题。

批次型产品退化过程中,产品之间通常存在差异,并且退化过程具有不确定性。基于随机过程的退化建模方法利用产品数据的统计特性,建立描述零部件性能退化过程的模型,进而对零部件的健康状况进行预测,能够较好地描述产品退化过程的随机性和不确定性。根据部件退化过程分布变化的不同,常用的随机过程模型有Gamma过程模型^[14-15]、逆高斯过程模型^[16]和Wiener过程模型^[17-18]。然而,作动器虽然在新品出所与大修时积累了大量数据,具有一定的统计规律,但中间过程的统计量较少,难以建立准确的随机过程退化函数。

针对这一问题,本文提出了一种统计分析 with 物理模型结合的性能预测方法,首先基于大量部件数据进行统计分析,建立作动器在不同阶段满足的统计分布规律;然后,基于作动器退化的物理模型,结合统计规律,建立带有概率分布的作动器退化函数,并基于AMESim仿真对函数参数进行标定,得到不同时间与健康参数下的概率密度函数;最后,针对任一部件获取的健康参数,给出基于后验概率的概率密度函数更新方式。为验证方法的有效性,本文采用多个含有3个数据点的样本进行验证,统计预测值精度。结果表明,实际值在预测密度函数的3sigma范围的概率高达92.27%,证明预测密度函数能够在高置信度下表征作动器退化规律。本文方法给批次型部件稀疏样本条件下的退化建模提供了新思路。

1 作动器内漏数据获取

作动器是实现飞控系统指令的执行机构,与飞机舵面交互,是精密复杂的液机电产品,需要驱动不同的舵面高精度地偏转以达到控制效果。液压伺服作动器为电气四余度,机械液压二余度,具有故障回中功能。在正常工作状态下,作动器由2个独立的液压系统同时供油,经油滤到2个双单极伺服作动器、转换阀、回中阀等控制机构。液压伺服作动器接受飞控系统的电指令,对负载流量进行分配,驱动作动器活塞动作,以实现电气控制信号到液压控制的功率放大过程。

对于液压伺服作动器而言,密封性能是影响作动器性能的重要指标之一,如表1所示,密封性能包含内漏与互漏,新品出所与试用期均具有严格的指标把控。在液压循环过程中,内漏是常见的损耗之一,将会带来有功功率损失与控制效率的减弱。随着密封性能的退化,内漏也会不断增加,影响作动器控制效率,因此,内漏是作动器性能的重要指标之一。然而,在实际服役条件下,由于监测手段有限,机上不具备相应的内漏值监测手段,难以实时监控作动器的内漏值。对于内漏值的监测,仅可将部件返回研究所进行测试,从而准确测量部件的内漏值。

表1 密封性能标准

Table 1 Sealing performance standards

项目	条件	指标
内漏	标准试验条件下	$\leq 1.1 \text{ L/min}$
	使用期内	$\leq 2.3 \text{ L/min}$
互漏	标准试验条件下	$\leq 5.0 \text{ mL/min}$
	使用期内	$\leq 8.0 \text{ mL/min}$

在故障返所测试过程中,将对作动器的一系列性能参数进行严格的测试,其中包含内漏、互漏、线性位移传感器零偏、作动器精度及跟踪误差等项目,因此,在返所测试过程中,能够得到作动器各项性能的指标。为研究作动器退化规律,本文与研究所合作,对研究所积累的作动器内漏数据进行分析。

对于任一作动器而言,在3种情况下需要开展性能测试:1)在新品出所时,需要测试性能是否达到标准要求;2)在大修时,需要测试作动器哪些部位发生了损耗,并进行翻新,使其达到出所标准;3)在故障时,需要对作动器进行检测,进行故障定位,从而进行修理。因此,各个部件工作情况不同,导致部件返所测试次数差异,从而收集到的性能数据存在差异。如图1所示,在收集到的数据中,仅经过新品测试具有1个内漏测试点的样本数为5326,具有2个点的样本数为2438,具有3个点的样本数为552,具有4个点的样本数为126。但每个样本由于工艺、使用等条件因素的差异,内漏值也存在较大差异,因此不同样本之间积累的内漏值数据难以合并使用进行时间序列的退化建模,如何综合应用不同部件的数据进行建模,是作动器性能预测的关键。

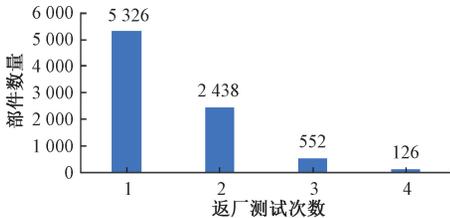


图1 作动器不同测试点数部件数量对比
Fig. 1 Comparison of the number of components with different test points for actuators

2 作动器批次数据统计分析

2.1 数据可视化

为初步分析数据整体上的分布特征与统计规律,本文首先对数据进行初步分析,并对关键数据进行可视化展示。在所有样本中,有2类样本的数量最大:1)部件新

品出所时的内漏值,可以认为使用时间为0 h;2)部件到寿时的复测数据,使用时间约为1000 h左右,对2类数据分别进行统计分析,结果如图2~3所示。

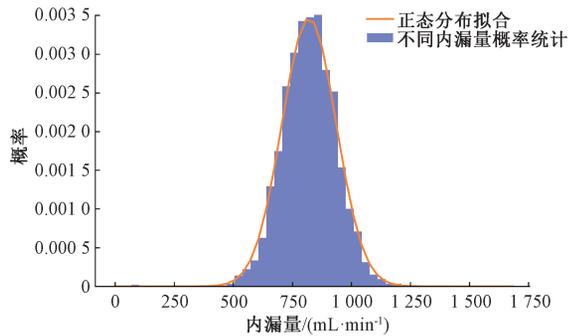


图2 作动器新品出所内漏值统计分析
Fig. 2 Statistical analysis of internal leakage values of new actuators

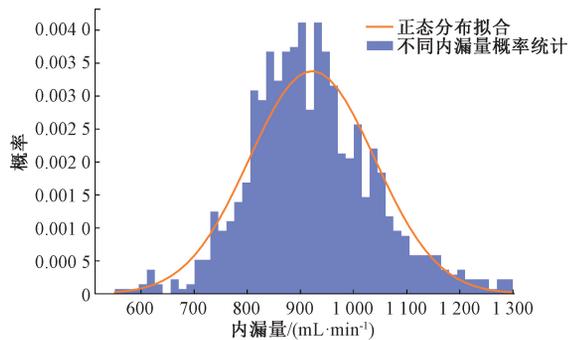


图3 大修件内漏值统计分析
Fig. 3 Statistical analysis of internal leakage value of overhauled parts

对于大修件而言,都有对应的新品出所内漏量测试数据,为观测使用过程中对内漏量变化的影响,本文求解了大修时与出所时内漏量的差值,将差值进行统计如图4所示。

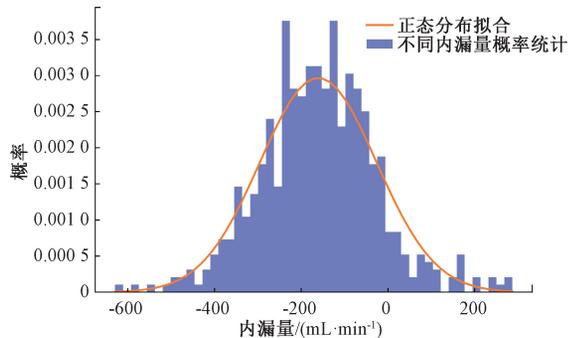


图4 作动器新品至大修内漏值变化统计分析
Fig. 4 Statistical analysis of the change of leakage value in the actuator from new product to overhaul

通过图2~4可以发现,新品件内漏量、大修件内漏量、内漏量变化值在分布上接近于正态分布。为进一步验证数据分布,本文对3类数据进行K-S检验

2.2 分布K-S检验与参数拟合

K-S(kolmogorov-smirnow)是一种非参数的统计检验方法,是针对连续分布的检验。这种检测将样本数据的累计频数分布与特定理论分布相比较,如果两者间差距较小,则推断该样本取自某特定分布簇,常被用来应用于比较单样本是否符合某个已知分布。

K-S检验找出在每一个数据点上经验累积概率与目标分布的累积概率之差的上界,公式如下:

$$D_n = \sup |F_n(x) - F(x)| = \max_{1 \leq k \leq N} \{ |F_n(x_k) - F(x_k)|, |F_n(x_{k+1}) - F(x_k)| \} \quad (1)$$

式(1)表示在原假设 $F_n(x) = F(x)$ 的条件下, $F_n(x) - F(x)$ 的绝对值的最小上界。 $F_n(x)$ 、 $F(x)$ 分别代表经验的和理论的累积概率。 D_n 越小,则2个分布的偏差越小。

本文对新品件内漏量、大修件内漏量、内漏量变化值3类数据进行正态性检验,即显著性水平为5%的K-S检验,结果如表2所示,由结果可知,在5%的显著性水平下,新品件内漏量、大修件内漏量、内漏量变化值3类数据接受了正态分布的假设。

表2 K-S检验结果
Table 2 K-S test results

数据	K-S值	显著性概率
新品件内漏量	0.014 8	0.633
大修件内漏量	0.045 9	0.142
内漏量变化值	0.035 5	0.521

通过拟合计算,新品内漏量数据平均值为820.79,标准差为115.13,数据满足 $N(820.79, 115.13)$ 的正态分布;大修件内漏量数据平均值为921.96,标准差为118.07,数据满足 $N(921.96, 118.07)$ 的正态分布;大修件内漏量数据平均值为-160.59,标准差为134.41,数据满足 $N(-160.59, 134.41)$ 的正态分布。

3 统计分析 with 物理模型融合的作动器退化建模

在第2节中,通过统计分析发现,新品出所时的内漏量满足正态分布,说明由于工艺的差异,导致作动器的内漏存在一定的差异;同时从新品到大修1000h的使用导致的内漏量变化也满足正态分布,说明随着使用条件、使用环境等外部因素的影响,部件内漏量的变化值存在一

定差异与随机性,但整体存在退化趋势。基于以上分析,本文计划基于统计参数,结合作动器内漏退化的物理模型,找到统计参数的变化规律,建立作动器内漏变化的概率模型。

3.1 作动器内漏与磨损关系分析

对于作动器而言,出所时密封性好,内漏绝大部分是由于双单机伺服阀控制挡板带动活塞运动造成的,这部分内漏是难以避免的。随着作动器的往返运动,作动器发生了磨损,腔体之间出现了连通道,油液在高压下通过间隙流入其他腔体,从而造成内漏的增加。因此,磨损的程度决定了间隙的大小,从而导致了内漏量的变化。对于管道而言,在忽略管道阻力的情况下,流量满足以下公式:

$$Q = \pi d^2 \sqrt{P/8\rho} \quad (2)$$

式中: Q 为流量, d 为管直径, P 的压力, ρ 为液体密度。

对于作动器的磨损过程,由于间隙较小,管道阻力不可忽略,因此需在式中进行修正,对于管道而言,比阻可表示如下:

$$S = 8\lambda/\pi^2 g d^5 \quad (3)$$

式中: λ 为沿程阻力损失系数; g 为重力加速度。沿程阻力损失: $h = SLQ^2$,联合式(3)得:

$$h = \lambda LP/\rho g d \quad (4)$$

将式(4)代入式(2)中进行修正,得:

$$Q = \pi d^2 \sqrt{\frac{\left(1 - \frac{\lambda L}{\rho g d}\right) P}{8\rho}} \quad (5)$$

3.2 基于AMESim仿真的参数标定

为进一步对公式中的参数进行计算与标定,本文采用AMESim软件建立作动器的仿真模型,并模拟仿真不同间隙条件对作动器内漏的影响,从而拟合出内漏流量与间隙直径的对应关系。

1) 二级双喷嘴挡板电液伺服阀仿真模型的建立

伺服阀是一个具有电气四余度、液压两余度的精密液压部件,能够将微小的指令电信号,转换为机械液压驱动指令,电液伺服阀是用来控制主阀芯运动,伺服阀含有力矩马达。弹簧管组件的运动元件(挡板)和2个喷嘴形成了液压桥的可变阻力,借助于与阀芯相连的挡板形成了根据阀芯位移的力反馈。

图5为伺服阀的具体设计原理,它也是目前使用得较为普遍的设计类型,其中,第1级是由永磁电机驱动的双喷嘴挡板阀,能够进行电液信号的转换;第2级为滑阀,它可以放大电液信号,将滑阀的阀芯动作通过反馈杆传递给衔铁的挡板,形成了滑阀反馈系统。伺服控制阀的工作过程为:力矩马达线圈会发出电气控制信号,使磁力发生改变,驱动衔铁挡板组件出现位移,当挡板发生向

左位移时,左侧的喷嘴挡板上的可变节流口缩小,增大了液流阻力,从而使得液流的背压增加;此时右侧的可变式节流嘴增大,使得液流阻力减小,减轻了液流的背压,从而得到了左右侧喷嘴的背压差,将背压差作用于连接着喷嘴腔的阀芯端,从而能够推动阀芯运动。当阀芯驱动反馈杆端部运动时,便将反馈信息传递给衔铁挡板部件,由此产生反馈力矩,当产生的反馈力矩与电磁力矩相同时,衔铁挡板部件将逐步回到中间位置,并维持在一个平衡状态。这时阀芯所在的位置的反馈杆的力矩便与输入电流所产生的电磁力矩大小一致。因此阀芯位置与输入电流成正比关系。在负载和供油压力保持不变时,输出流量与阀芯位置也成正比关系。

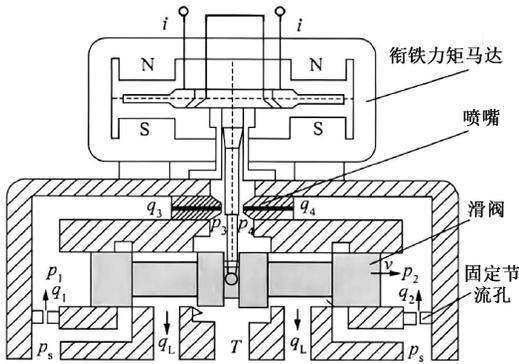


图 5 双喷嘴挡板电液伺服阀结构原理

Fig. 5 Structure principle of electro-hydraulic servo valve with double nozzle flapper

根据图 5 所示的二级双喷嘴挡板电液伺服阀结构原理图,利用 AMESim 软件搭建其仿真模。二级双喷嘴挡板电液伺服阀的仿真模型中包括衔铁力矩马达、喷嘴、滑阀及固定节流孔等,各个模块按输出输入的参数相连接共同构成了一个完整的双喷嘴挡板电液伺服阀模块^[19]。图 6 是一种 3 位四通液压伺服阀的简单子模型,其可以作为二级双喷嘴式电液伺服阀的整体模块,其流动路径包括 P 到 A、P 到 B、T 到 A、T 到 B。在电液伺服作动器的故障模拟中,针对电液伺服阀的故障模拟,只考虑单个电液伺服阀发生故障的情况,将其中一个三位四通液压伺服阀子模型换成二级双喷嘴挡板电液伺服阀的 AMESim 仿真模型。

2) 间隙与内漏的关系拟合

内漏故障的注入主要通过如图 7 所示的泄露模块来完成,通过调整伺服阀阀芯与套筒之间的间隙,来模拟磨损引起的内漏,从而测量不同间隙条件下的内漏。将内漏模块加入作动器仿真中,利用 AMESim 批处理,伺服阀阀芯与套筒之间的间隙从 0.001 ~ 0.015 mm,取样步长 0.001 mm,并采用正弦信号作为激励。通过数据拟合不同间隙下对应的内漏数值,得到流量与间隙

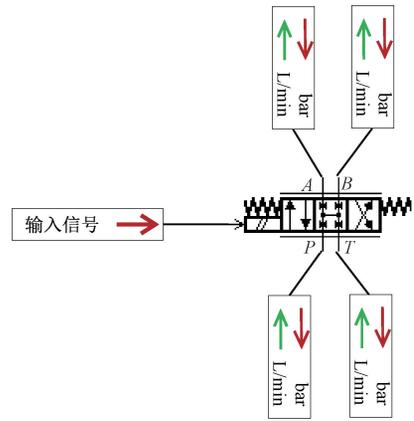


图 6 三位四通液压伺服阀

Fig. 6 Three position four way hydraulic servo valve

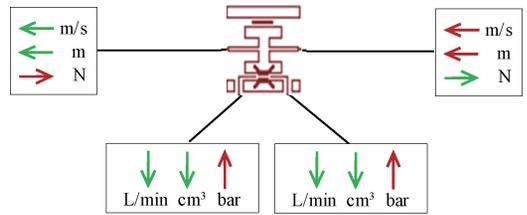


图 7 泄露模块

Fig. 7 Leakage module

半径的关系为:

$$Q = -2.562 \times d^2 \times \sqrt{1 - 1.16 \times 10^{-7} \times d^{-1}} \quad (6)$$

3.3 基于概率分布的作动器退化模型建立

本文选取内漏值作为标准作动器健康状态的关键参数。对于作动器而言,内漏量与间隙直接相关,而间隙随着作动器的运动不断发生变化,假设单位长度下磨损的面积为 s,则 $s = \pi d^2 / 4$,代入式(6)中得:

$$Q = -3.264 \times s \times \sqrt{1 - 1.028 \times 10^{-7} \times s^{-1/2}} \quad (7)$$

对于机械产品而言,在使用过程中得磨损一般分为 3 个阶段,分别为跑合磨损阶段、稳定磨损阶段、剧烈磨损阶段。

跑合磨损阶段是部件在运行初期,由于表面的粗糙度较大,实际接触面积较小,接触点粘着严重,因此磨损率较大。但随着跑合的进行,表面微峰峰顶逐渐磨去,表面粗糙度值降低,实际接触面积增大,接触点数增多,磨损率降低,为稳定磨损阶段创造了条件。稳定磨损阶段是部件稳定运行得阶段,这一阶段磨损缓慢且稳定,磨损率保持基本不变。剧烈磨损阶段是经过长时间的稳定磨损后,由于摩擦造成表面间的间隙和表面形貌的改变,其磨损率急剧增大,使机械效率降、精度丧失、产生异常振动和噪声^[20]。

对于作动器而言,在出所前进行了一定的磨合性测试,使作动器出所后达到稳定运行阶段。而作动器的使用寿命设计保证了其在剧烈磨损阶段之前返所进行大修。因此,作动器在寿命期内的磨损可以看作稳定磨损,磨损量与时间线性正相关。因此,可以将单位长度下的作动器磨损量量化为 $s = at$, 其中 a 为磨损系数,代入式(7)中,可得:

$$Q(t) = -3.264 \times at \times \sqrt{1 - 1.028 \times 10^{-7} \times (at)^{-\frac{1}{2}}} \quad (8)$$

由前文中的统计分析可知,由于磨损带来的作动器内漏流量变化满足 $N(-160.59, 134.41)$ 的正态分布,说明作动器的磨损过程是存在差异,磨损量存在概率分布的性质,但总体概率分布满足正态分布。因此假设磨损量 $at \sim N(\mu_a t, \sigma_a t)$ 的正态分布。

由于 $t = 1000$ 时:

$$Q(t) = -3.264 \times at \times \sqrt{1 - 1.028 \times 10^{-7} \times (at)^{-\frac{1}{2}}} \sim N(-160.59, 134.41) \quad (9)$$

故可求得 $t = 1000$ 时:

$$a \sim N(49.2, 41.2) \quad (10)$$

求得: $\mu_a = 4.92 \times 10^{-2}$, $\sigma_a = 4.12 \times 10^{-2}$, 故磨损量满足:

$$at \sim N(4.92 \times 10^{-2}t, 4.12 \times 10^{-2}t) \quad (11)$$

结合以上分析,作动器内漏退化模型满足:

$$L(t) = B + Q(t) \quad (12)$$

其中 B 为出所内漏初始概率分布,满足:

$$B \sim N(820.79, 115.13) \quad (13)$$

$Q(t)$ 为磨损造成的内漏变化,满足:

$$Q(t) = -3.264 \times at \times \sqrt{1 - 1.028 \times 10^{-7} \times (at)^{-\frac{1}{2}}} \quad (14)$$

其中,随机变量 $at \sim N(4.92 \times 10^{-2}t, 4.12 \times 10^{-2}t)$

建模结果可视化如图8所示,图8中表示不同运行时间下不同内漏退化量发生的概率,从图8中可以发现,运行时间较短时,内漏退化量发生的概率相对集中于0附近,随着作动器的运行,磨损逐渐增加,内漏逐渐加剧,正态分布的数学期望值逐渐向负值偏移;另外,由于运行过程中的性能变化存在一定的随机性,在运行时间较长后,内漏退化量的正态分布标准差逐渐增大,分布趋近于扁平,此时内漏退化值的分布3sigma范围较为宽泛。

4 基于概率分布的作动器内漏预测

本文采用了概率分布的方式建立了作动器内漏的变化函数,然而,对于任一明确的部件,引入了新的观测点

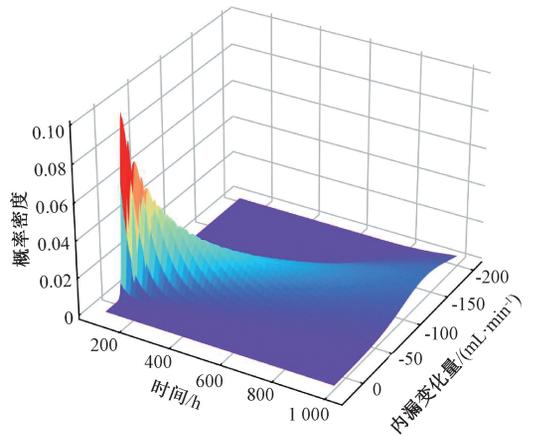


图8 不同时间条件下内漏退化量分布概率图

Fig. 8 Distribution probability of internal leakage degradation under different time conditions

后,将会给概率分布引入后验知识,可以通过后验知识得到更加确切的概率分布。

4.1 引入后验知识的模型修正与预测

例如对于一个作动器而言,在出所时测得内漏值, $L(t) = B + Q(t)$ 中的随机变量 B 便可明确为该测定值,在故障返修等契机返所复测得到新的内漏值后,可对 $Q(t)$ 的概率分布进行修正。假设出所时测得内漏值为 b , 在 t_1 时刻返修测得内漏退化量为 q , 则当 $t \geq t_1$ 时刻,内漏值可表示为:

$$L(t) = b + q + Q(t) - Q(t_1) \quad (15)$$

其中, $Q(t) = -3.264 \times at \times \sqrt{1 - 1.028 \times 10^{-7} \times (at)^{-\frac{1}{2}}}$, 随机变量 $at \sim N(4.92 \times 10^{-2}t, 4.12 \times 10^{-2}t)$ 。

引入新的观测点后概率分布结果变化如图9所示,从图9中可以发现,观测到 (t_1, q) 后, t_1 时刻的内漏退化量已经确定, t_1 之后的运行过程中,磨损带来的内漏退化将在 q 的基础上继续衍生,此时空间中的概率分布函数由于引入观测值后随机性得到了降低。

4.2 预测模型精度验证

为进一步测试本文模型的准确性,本文利用返修时的内漏值带入模型中,测试模型精度。本文收集的返修数据包含552个故障件测试得到的内漏数据,由于故障发生的随机性,返修数据对应的时间也不同,设数据点为 (t_n, q_n) ($n = 1, \dots, N$), 其中 $N = 522$ 。将故障返修件测试得到的内漏数据代入模型中,此时模型引入了后验知识,概率空间将随之发生改变,从而 t_n 之后的概率预测函数也将发生改变。利用改变之后的概率空间进行计算,找到每一个返修件对应的大修时测试得到的内漏值,即 (t_{1000}, q_{1000}) , 比较 (t_{1000}, q_{1000}) 在概率函数中的概率值、与数学期望的偏差,是否在3sigma中等参数,分析验证

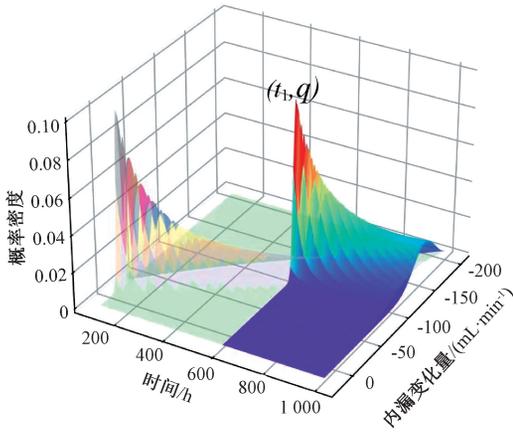


图 9 引入新的观测值后不同时间条件下内漏退化量分布概率图

Fig. 9 Probability distribution of degradation in internal leakage at different time conditions after the introduction of new observations

模型的准确性。对于 522 个返修数据,得到 522 个计算结果,将其统计值作为最终指标。同时,本文采用固定效应的维纳过程(wiener process with fixed effects, WNFE)、考虑随机效应的维纳过程(wiener process with random effects, WNRE)、Gamma 过程(Gam)3 种随机过程的预测方法以及线性回归方法、长短周期记忆网络(LSTM)的预测方法进行对比,将 552 个数据代入统计后,结果如表 3 所示。

表 3 不同方法结果对比

Table 3 Comparison of results of different methods

指标	实际结果在概率空间中的平均概率值	与数学期望的偏差	2sigma 范围概率 /%	3sigma 范围概率 /%
本文方法	0.653	25.328	75.43	92.27
WNFE	0.425	45.23	52.15	72.33
WNRE	0.518	38.77	67.47	88.95
Gam	0.493	40.22	61.38	80.22
线性回归方法		76.25		
LSTM		68.26		

从表 3 结果可以发现,在本文方法建立的概率空间中,实测值在概率空间的平均概率值高于 Winner 过程、Gamma 过程,实测值与概率空间分布数学期望的偏差较低,且大部分都落在分布的 3sigma 范围概率内,说明本文建立的概率空间能够在高置信度下预测内漏变化量,同时,对比线性回归、长短周期记忆网络等机器学习方法,本文误差值明显低于对照,说明对于小样本数

据,机器学习方法难以获取大量退化特征,造成建模的困难,而本文方法基于统计特征弥补了部件小样本的缺陷。

5 结 论

某型液压作动器单一部件在全寿命周期内漏数据具有明显的小样本特征,但由于其同一型号数量庞大,在批次层面上具有一定的统计规律。针对液压作动器批量小样本条件下作动器退化建模问题,本文提出了一种统计分析与物理模型结合的性能预测方法,结合作动器退化的物理模型与部件批次统计规律,建立带有概率分布的作动器退化函数,并基于 AMESim 仿真对函数参数进行标定,得到不同时间与健康参数下的概率密度函数,并基于后验知识给出了寿命预测方法。本文建模方法适应于全寿命周期性能数据难以实时监测的小样本数据装备,利用其在批次数据上的统计规律,结合其物理模型,建立基于概率分布的退化模型及预测方法。本文方法给批次型小样本条件下的退化建模及预测提供了思路。

参考文献

[1] SUN X Z, WANG X J, LIN S R. Multi-fault diagnosis approach based on updated interacting multiple model for aviation hydraulic actuator [J]. Information, 2020, 11(9): 410.

[2] 彭宇, 刘大同. 数据驱动故障预测和健康管理综述[J]. 仪器仪表学报, 2014, 35(3): 481-495.

PENG Y, LIU D T. Overview of data-driven fault prediction and health management [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2014, 35(3): 481-495.

[3] 刘大同, 宋宇晨, 武巍, 等. 锂离子电池组健康状态估计综述[J]. 仪器仪表学报, 2020, 41(11): 1-18.

LIU D T, SONG Y CH, WU W, et al. Health state estimation of lithium-ion battery [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2020, 41(11): 1-18.

[4] 罗鹏, 胡芑庆, 程哲, 等. IPSW 方法及其在变工况滚动轴承退化状态跟踪中的应用 [J]. 仪器仪表学报, 2021, 42(2): 33-44.

LUO P, HU N Q, CHENG ZH, et al. IPSW method and its application in tracking degraded state of rolling bearing under variable working conditions [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2021, 42(2): 33-44.

[5] 刘杰, 苏宇涵, 邓锐苗, 等. 基于 KL-VMD 和综合特征指标的滚动轴承性能退化评估 [J]. 电子测量与仪

- 器学报, 2022, 36(5): 78-88.
- LIU J, SU Y H, DENG R M, et al. Performance degradation evaluation of rolling bearings based on KL-VMD and comprehensive characteristic index[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2022, 36(5): 78-88.
- [6] 刘文彪, 段礼祥, 耿帆, 等. 基于 CNN-BLSTM 网络的轴承性能退化预测[J]. 电子测量与仪器学报, 2021, 35(2): 80-86.
- LIU W B, DUAN L X, GENG F, et al. Bearing performance degradation prediction based on CNN-BLSTM network[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrument, 2021, 35(2): 80-86.
- [7] 周哲韬, 刘路, 宋晓, 等. 基于 Transformer 模型的滚动轴承剩余使用寿命预测方法[J]. 北京航空航天大学学报, 2023, 49(2): 430-443.
- ZHOU ZH T, LIU L, SONG X, et al. Residual service life prediction method of rolling bearing based on transformer model[J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2023, 49(2): 430-443.
- [8] 黄崧琳, 景博, 潘晋新, 等. 基于退化阶段识别与 LSTM-fine-tune 的氧气浓缩器多阶段退化预测[J]. 电子测量与仪器学报, 2022, 36(7): 136-143.
- HUANG S L, JING B, PAN J X, et al. Multi-stage degradation prediction of oxygen concentrator based on degradation stage recognition and LSTM-fine-tune [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2022, 36(7): 136-143.
- [9] PAN J X, JING B, JIAO X X, et al. Analysis and application of grey wolf optimizer-long short-term memory[J]. IEEE Access, 2020, 8: 121460-121468.
- [10] 田隆. 稀疏样本泛化表示学习方法及其在雷达目标识别中的应用[D]. 西安:西安电子科技大学, 2023.
- TIAN L. Sparse sample generalization representation learning method and its application in radar target recognition[D]. Xi'an: Xidian University, 2023.
- [11] SUN C, MA M, ZHAO Z B. Deep transfer learning based on sparse autoencoder for remaining useful life prediction of tool in manufacturing [J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2019, 15(4): 2416-2425.
- [12] MAO W T, HE J L, ZUO M J. Predicting remaining useful life of rolling bearings based on deep feature representation and transfer learning [J]. IEEE Trans. Instrum. Meas., 2020, 69 (4): 1594-1608.
- [13] RAGAB M, ZHENG H C, MIN W. Adversarial transfer learning for machine remaining useful life prediction[C]. 2020 IEEE International Conference on Prognostics and Health Management (ICPHM), 2020: 1-7.
- [14] CHOLETTE M E, YU H, BORGHESEANI P, et al. Degradation modeling and condition-based maintenance of boiler heat exchangers using gamma processes [J]. Reliability Engineering & System Safety, 2019, 183: 184-196.
- [15] SONG K, SHI J, YI X. A time-discrete and zero-adjusted gamma process model with application to degradation analysis [J]. Physica A: Statistical Mechanics and Its Applications, 2020, 56(2): 125-142.
- [16] CHENG Y, ZHU H, HU K, et al. Reliability prediction of machinery with multiple degradation characteristics using double-wiener process and monte carlo algorithm[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2019, 134: 106333.
- [17] 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[J]. 航空学报, 2020, 41(2): 195-205.
- WANG X, HU CH H, REN Z Q, et al. Aero-engine performance attenuation modeling and remaining life prediction based on nonlinear Wiener process [J]. Journal of Aeronautics, 2020, 41(2): 195-205.
- [18] 刘帼巾, 李想, 王泽, 等. 基于 Wiener 过程电子式漏电断路器的 RUL 预测[J]. 电工技术学报, 2022, 37(2): 528-536.
- LIU G J, LI X, WANG Z, et al. RUL prediction based on wiener process electronic leakage circuit breaker[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2022, 37(2): 528-536.
- [19] 李灵锋, 于明辉, 马昌飞, 等. 基于 AMESim 的二级双喷嘴挡板电液伺服阀仿真及故障研究[J]. 机床与液压, 2017, 45(1): 177-180.
- LI L F, YU M H, MA CH F, et al. Simulation and fault research of two-stage double-nozzle flapper electro-

hydraulic servo valve based on AMESim [J]. Machine Tool & Hydraulics, 2017, 45(1): 177-180.

- [20] 闫晓亮, 杜晓琼, 常凯, 等. 表面粗糙度对航空液压作动器密封性能的影响[J]. 航空工程进展, 2020, 11(5): 738-745.

YAN X L, DU X Q, CHANG K, et al. Effect of surface roughness on sealing performance of aeronautical hydraulic actuator [J]. Advances in Aeronautical Engineering, 2019, 11(5): 738-745.

作者简介



潘晋新, 2021年于空军工程大学获得硕士学位, 现为空军工程大学在读博士研究生, 主要研究方向为故障预测与健康管理、模型验证评估。

E-mail: Panjinxin_sensor@126.com

Pan Jinxin received his M. Sc. degree in 2021 from Air Force Engineering University, now he is a Ph. D. candidate at Air Force Engineering University. His main research interests include prognostics and health management, model validation and evaluation.



景博, 1996年于空军工程大学获得硕士学位, 2002年于西北工业大学获得博士学位, 主要研究方向为飞机故障预测与健康管理、测试性设计、传感器网络和信息融合。

E-mail: jingbo_sensor@163.com

Jing Bo received her M. Sc. degree in 1996 from Air Force Engineering University and received her Ph. D. degree in 2002 from Northwestern Polytechnical University. Her main research interests include prognostics and health management, design for testability, sensor networks, and information fusion.