

DOI:10.16356/j.1005-2615.2023.06.015

## 基于 Copula 的民航发动机性能参数阶段可靠性评估

李耀华<sup>1</sup>, 张 铖<sup>2</sup>

(1. 中国民航大学交通科学与工程学院, 天津 300300; 2. 中国民航大学航空工程学院, 天津 300300)

**摘要:** 民用航空发动机的性能参数状态呈现多阶段变化特性, 目前性能参数状态的评估方法不能有效利用状态监控大数据准确识别其对民航发动机性能的影响, 据此提出一种新的考虑民航发动机性能参数状态动态演变阶段相关性的可靠性评估模型。模型根据变点分阶段的特性利用动态 Wiener 过程对民航发动机性能参数状态进行表征, 利用 Copula 函数建立阶段性动态 Wiener 过程的联合概率分布函数模型, 同时结合民航发动机性能参数状态演变的首达阈值的数学性质, 利用蒙特卡洛仿真抽样法进行可靠性评估。利用航空公司实际的状态监测数据验证所提模型的优越性, 结果表明, 相较于不考虑演变阶段间相关性的模型, 所提模型对评估民航发动机性能参数的状态可靠性的平均误差降低了约 12.9%。

**关键词:** 民航发动机; 可靠性评估; Copula 联合概率分布函数; Wiener 过程; 阶段性退化

中图分类号: V235.13

文献标志码: A

文章编号: 1005-2615(2023)06-1081-08

## Stage Reliability Evaluation of Performance Parameters for Civil Aviation Engines Based on Copula

LI Yaohua<sup>1</sup>, ZHANG Cheng<sup>2</sup>

(1. College of Transportation Science and Engineering, Civil Aviation University of China, Tianjin 300300, China;

2. College of Aeronautical Engineering, Civil Aviation University of China, Tianjin 300300, China)

**Abstract:** The evolution of performance parameter states of civil aviation engines presents multi-stage characteristics, and the current evaluation methods for performance parameters cannot effectively use the big data of state monitoring, or accurately identify their influence on the performance of civil aviation engines. Therefore, a new reliability evaluation model considering the phase correlation of dynamic evolution of civil aviation engine performance parameter states is proposed. The model uses dynamic Wiener process to characterize the states of the performance parameters of civil aviation engines according to the phase characteristics of the change point, and the joint probability distribution function model of the phased dynamic Wiener process is established by using Copula function. Monte Carlo simulation sampling method is used to evaluate the reliability based on the mathematical property of the first reach threshold of the evolution of performance parameter states. The actual condition monitoring data of airlines are used to verify the superiority of the proposed model, and the results show that compared with the model without considering the correlation between evolution stages, the average error of the proposed model for evaluating the state reliability of the performance parameters of civil aviation engines is reduced by about 12.9%.

**Key words:** civil aviation engine; reliability evaluation; Copula joint probability distribution function; Wiener process; stage degradation

**基金项目:** 国家自然科学基金委员会与中国民用航空局联合资助项目(U2033209)。

**收稿日期:** 2022-12-10; **修订日期:** 2023-02-21

**作者简介:** 李耀华, 男, 教授, 硕士生导师。主要从事民航维修工程分析技术研究。在国内外权威刊物及会议上发表论文 30 余篇, 主持或参与多项重点研究项目和企业研发项目, 先后作为主研人员获航空学会三等奖、航空运输协会三等奖、天津市研究生教学成果特等奖等。

**通信作者:** 李耀华, E-mail: li\_yaohua@sina.com。

**引用格式:** 李耀华, 张铖. 基于 Copula 的民航发动机性能参数阶段可靠性评估[J]. 南京航空航天大学学报, 2023, 55(6): 1081-1088. LI Yaohua, ZHANG Cheng. Stage reliability evaluation of performance parameters for civil aviation engines based on Copula[J]. Journal of Nanjing University of Aeronautics & Astronautics, 2023, 55(6): 1081-1088.

民用飞机发动机性能参数的状态演变与故障之间存在着某种必然联系,但传统的可靠性评估方法仅将发动机运行状态分为正常和故障,导致大量状态演变的过程信息未能有效利用,然而民航发动机在运行过程中由于会受到自身和外界因素的影响,其性能和安全状态不可避免地出现衰退的趋势直至发生故障甚至失效<sup>[1-3]</sup>。因此,利用基于状态的视情维修思想,在发动机性能退化的过程中即对其性能参数的状态进行可靠性评估,从而辅助指导维修决策,对实现民航发动机的健康管理具有现实意义<sup>[4-5]</sup>。

对于非单调的发动机性能参数状态的随机演变过程,目前国内外学者大多采用 Wiener 过程建模,考虑将时间尺度、漂移系数随机化,研究加速退化模型的可靠性,实现了对发动机潜在状态的实时估计<sup>[6-7]</sup>。Yan 等<sup>[8]</sup>基于两阶段 Wiener 过程模型对液力耦合器进行可靠性校验,并根据赤池信息准则对变点进行辨识。董青等<sup>[9]</sup>在退化过程存在变点呈现阶段性特征的情况下,根据状态数据的两阶段特性,提出单变点两阶段自适应 Wiener 过程的剩余寿命预测模型,考虑了模型自适应漂移的可变性,同时结合 Kalman 滤波算法和期望最大化算法对模型参数进行估计。

在随机变量相关性研究方面,刘胜南等<sup>[10]</sup>提出一种基于 Copula 函数的多失效模式下的寿命预测方法,得到了动量轮剩余寿命的联合分布函数;鲍兆伟等<sup>[11]</sup>通过拟合优度检验选择性能参数状态数据的最优分布函数,选择合适 Copula 函数研究分布参数与时间和应力相关性;Hao 等<sup>[12]</sup>基于 Wiener 过程和 Copula 函数建立双指标退化模型,各指标的边缘分布通过 Wiener 过程描述,指标间的相关关系由 Copula 函数表征。

目前在描述设备性能参数状态演变过程方面的研究主要集中于基于 Wiener 过程和 Copula 函数建立双退化模式的加速退化模型,同时采用马尔可夫链蒙特卡罗模型或两步似然法估计参数,并通过拟合优度检验选择最优 Copula 函数<sup>[13-14]</sup>。

虽然目前的研究根据性能参数不同的状态演变特性,使用不同的随机过程对其进行建模,同时考虑变点分阶段分析不同性能参数演变模式之间的相关性<sup>[15]</sup>,但对于同一性能参数状态演变过程的不同阶段,分析其阶段间相关性影响的研究甚少。然而复杂设备性能参数的状态演变过程往往具有不同阶段间交互的特点,此时须从多阶段演化层面进行综合评估。

此外,在民航发动机实际运行过程中,其性能参数的状态演变过程同时具有动态性和阶段性特

征。通过分析发动机各类性能参数的状态数据和演变规律,发现民航发动机某些性能参数在各时刻的状态具有较强的随机性,且其变化规律不具有显著的连续趋势变化特性,因此无法根据其自身的变化规律对状态演变趋势进行拟合,从而准确评估和预测此类发动机性能参数的状态。

针对上述问题,本文基于变点利用改进的动态 Wiener 过程模型分阶段描述设备性能参数状态的演变过程,根据 Copula 理论分析演变过程不同阶段间的相关性,建立设备性能参数状态的动态 Wiener 过程的阶段联合概率分布函数模型,最后以民航发动机燃油滤压力偏差值参数作为典型样本数据,以具有代表性的单变点两阶段的状态演变过程验证方法的有效性和优越性。提出的考虑民航发动机性能参数状态动态演变阶段间相关性的可靠性评估模型技术路线如图 1 所示。

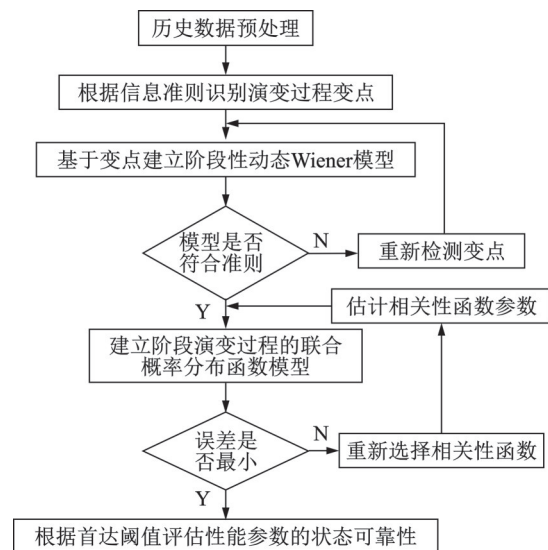


图 1 可靠性评估框架

Fig.1 Reliability evaluation framework

## 1 发动机性能参数状态阶段演变过程分析与建模

### 1.1 发动机性能参数状态的演变过程

通过分析发动机各类性能参数的状态演变规律,其中具有较强随机性、且状态演变过程的规律不具有显著连续趋势变化特性的性能参数状态特性规律不易获得,此类性能参数中具有代表性的是燃油滤压力偏差值参数,本文利用此参数针对模型和方法进行分析和验证。数据来源于某航空公司 GE90 发动机的状态监控传感器,取其 20 组状态监测数据绘制如图 2 所示的状态演化曲线,其中不同颜色曲线表示不同组燃油滤压力偏差值参数数据的演变过程。

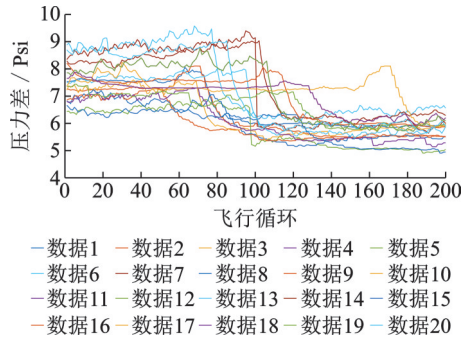


图 2 燃油滤压力偏差值参数状态曲线

Fig.2 State curves of performance parameters of fuel filter pressure difference

由图 2 可知,民航发动机燃油滤压力偏差值参数的状态演变过程呈现明显的两阶段特征和较强的随机性,且不具有明显的连续性趋势变化特性。

由于发动机性能参数状态的演变机理和演变规律的复杂性,还需考虑区分其演化阶段的变点位置不唯一或不同演变过程个体间存在差异的情况。本文以典型的单变点两阶段演变过程为例,进行模型验证和可靠性评估。

### 1.2 变点识别

在设备性能参数状态的演变过程中,各状态数据  $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$  对应的检测时间  $\{t_1, t_2, \dots, t_n\}$  为离散值,变点发生时刻  $t_\tau$  通常未知。贝叶斯信息准则 (Bayesian information criterion, BIC) 根据信息熵原理,若检测序列存在变点,其样本熵大于不存在变点的样本熵<sup>[16]</sup>。定义统计量为

$$T = -2\ln L + m \ln n \quad (1)$$

式中: $m$  为模型中自由参数个数, $n$  为样本点数量, $L$  为状态数据的似然函数。根据 BIC 准则,做出以下假设:

**假设  $H_0$**  性能参数状态的演变过程不存在变点,状态变化增量的分布函数参数不变。

**假设  $H_1$**  性能参数状态的演变过程存在变点,状态变化增量的分布函数参数在变点前后不相等。

根据式(1),假设  $H_0$  的 BIC 统计量为

$$T_{H_0} = n \ln 2\pi + n \ln \sum_{i=1}^n \frac{(\Delta x_i - \Delta \bar{x})^2}{n} + n + \ln n \quad (2)$$

式中  $\Delta \bar{x} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \Delta x_i$ 。

同理,假设  $H_1$  的 BIC 值为

$$T_{H_1} = n \ln 2\pi + \tau \ln \sum_{i=1}^{\tau} \frac{(\Delta x_i - \Delta \bar{x}_1)^2}{\tau} + (n - \tau) \ln \sum_{i=\tau+1}^n \frac{(\Delta x_i - \Delta \bar{x}_2)^2}{n - \tau} + n + 2 \ln n \quad (3)$$

$$\text{式中: } \Delta \bar{x}_1 = \frac{1}{\tau} \sum_{i=1}^{\tau} \Delta x_i, \Delta \bar{x}_2 = \frac{1}{n - \tau} \sum_{i=\tau+1}^n \Delta x_i$$

根据 BIC 准则,若存在  $\tau \in [2, n - 2]$ ,使得  $T_{H_1} \geq T_{H_0}$ ,则拒绝假设  $H_0$ ,即性能参数状态的演变过程存在变点。因此,在阶段性演变过程中,对于值大于  $T_{H_0}$  的  $T_{H_1}$ ,其对应的  $t_\tau$  即为变点时间的估计值。若以存在单个变点的演变过程为例,取值最大的  $T_{H_1}$  即为估计的变点的熵。

### 1.3 发动机性能参数状态的阶段性演变过程建模

由变点检测模型估计变点的位置及其对应的性能参数状态变化量和状态变化增量,若变点已知,即  $t_\tau \in \{t_1, t_2, \dots, t_n\}$ ,当前时间为  $t_i$ ,若  $t_i > t_\tau$ ,那么在  $t_1 \sim t_i$  时间内,  $\{x_1, x_2, \dots, x_\tau\}$  表示设备性能参数第一阶段退化过程的状态数据,  $\{x_{\tau+1}, x_{\tau+2}, \dots, x_n\}$  表示设备性能参数第二阶段退化过程的状态数据。根据 BIC 信息准则识别的变点,同时将 Wiener 过程模型的漂移系数和扩散系数随机化,且随时间动态变化,提出一种基于非线性动态 Wiener 过程的性能参数状态两阶段演变模型:

$0 \leq t_i \leq t_\tau$  时,演变过程描述为

$$x_i = x_0 + \sum_{j=1}^i (\Delta t_j \cdot \lambda_{1,j}) + \sigma_{1,i} B_{1,i} \quad (4)$$

$t_i > t_\tau$  时,演变过程描述为

$$x_i = x_\tau + \sum_{j=\tau}^i (\Delta t_j \cdot \lambda_{2,j}) + \sigma_{2,i} B_{2,i} \quad (5)$$

式中: $x_0$  表示第一阶段性能参数演变过程的状态量初值; $x_\tau$  表示第二阶段性能参数演变过程的状态量初值即变点处性能参数的状态量; $t_\tau$  表示变点发生时间; $\lambda_{1,j}$  和  $\lambda_{2,j}$  分别为第一阶段和第二阶段性能参数状态演变过程在  $t_j$  时刻的动态漂移系数,表征演变过程的变化速率; $\sigma_{1,i}$  和  $\sigma_{2,i}$  分别为第一阶段和第二阶段性能参数状态演变过程在  $t_i$  时刻的动态扩散系数,表征演变过程的离散程度; $B_{1,i}$  和  $B_{2,i}$  分别为第一阶段和第二阶段在  $t_i$  时刻相互独立的标准布朗运动。

## 2 基于 Copula 理论的发动机性能参数阶段可靠性评估模型

### 2.1 基于阶段性动态 Wiener 过程的发动机性能参数状态分析

以单变点两阶段演变过程为例,通过改进的动态 Wiener 过程模型描述设备性能参数状态的两阶段演变过程。记发动机性能参数(燃油滤压力偏差值为例)的状态演变过程在时间间隔  $[t_{i-1}, t_i]$  上的变化增量为  $\Delta x_i, \Delta x_i = x_i - x_{i-1}$ ,根据建立的动态

Wiener过程模型,两阶段的状态增量均遵循正态分布,即

$$\Delta x_i \sim N(\lambda_{1,i} \cdot \Delta t_i, \sigma_{1,i}^2 \Delta t_i) \quad 0 \leq t_i \leq t_\tau$$

$$\Delta x_i \sim N(\lambda_{2,i} \cdot \Delta t_i, \sigma_{2,i}^2 \Delta t_i) \quad t_i > t_\tau$$

由于变点后的演变过程会受到变点前演变过程的影响,即变点后的演变过程包含了变点处的状态信息,根据马尔可夫和贝叶斯相关理论,推导变点后的概率密度函数为条件概率函数,从而得到变点后独立的概率密度函数如式(7)所示。因此,发动机性能参数两阶段演变过程各时刻的变化增量所服从的概率密度函数为

$$f_i = \begin{cases} \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_{1,i}^2 \cdot \Delta t_i}} \cdot \exp\left(-\frac{(\Delta x_i - \lambda_{1,i} \cdot \Delta t_i)^2}{2\sigma_{1,i}^2 \cdot \Delta t_i}\right) & 0 \leq t_i \leq t_\tau \text{ 时} \\ \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_{2,i}^2 \cdot \Delta t_i}} \cdot \exp\left(-\frac{(\Delta x_i - \lambda_{2,i} \cdot \Delta t_i)^2}{2\sigma_{2,i}^2 \cdot \Delta t_i}\right) \cdot \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_{1,\tau}^2 \cdot \Delta t_\tau}} \cdot \exp\left(-\frac{(\Delta x_\tau - \lambda_{1,\tau} \cdot \Delta t_\tau)^2}{2\sigma_{1,\tau}^2 \cdot \Delta t_\tau}\right) & t_i > t_\tau \text{ 时} \end{cases} \quad (6)$$

因此,  $(t_1, t_2, \dots, t_\tau)$  和  $(t_{\tau+1}, t_{\tau+2}, \dots, t_i)$  两阶段状态增量数据的似然函数分别为

$$L_1 = \prod_{j=1}^{\tau} f_j \quad 0 \leq t_i \leq t_\tau$$

$$L_2 = \prod_{j=\tau+1}^i f_j \quad t_i > t_\tau$$

根据原始数据确定模型参数是利用阶段演变过程的联合概率分布函数模型进行设备性能参数状态可靠性评估的前提,本文根据最大似然函数原理,通过MATLAB工具箱中的遗传算法(Genetic algorithm, GA)对两阶段似然函数进行取值优化,进而计算得到发动机性能参数状态两阶段演变过程的概率密度函数参数。

## 2.2 基于Copula函数的发动机性能参数阶段状态的相关性分析

由于变点前后性能参数的变化规律之间存在一定的相关性影响,利用Copula理论量化分析设备性能参数状态的演变过程阶段间的相关性,建立联合概率分布函数模型。以二元为例,令  $H(F_1, F_2)$  为具有边缘分布  $F_1$  和  $F_2$  的二元联合分布函数,则存在Copula函数  $C$  函数的表达式为

$$H(F_1, F_2) = C(F_1, F_2; \theta) \quad (8)$$

式中:边缘分布  $F_1, F_2 \in [0, 1]$ ,  $\theta$  为Copula函数的相关参数。

随机变量相关性建模问题即为Copula函数类型的选择及其参数计算问题,若Copula函数的具体形式已知,即可构造联合概率分布函数。

本文中Copula函数模型的边缘分布函数分别为变点处状态增量的累积分布函数和变点后各时刻对应状态增量的累积分布函数,即

$$F_1 = \int_{-\infty}^{+\infty} f_i(x) dx$$

$$F_2 = \begin{cases} \int_{-\infty}^{+\infty} f_{\tau+1}(x) dx \\ \int_{-\infty}^{+\infty} f_{\tau+2}(x) dx \\ \vdots \\ \int_{-\infty}^{+\infty} f_n(x) dx \end{cases}$$

式中:  $f_i(x)$  为变点处状态增量的概率密度函数,  $f_{\tau+1}(x), f_{\tau+2}(x), \dots, f_n(x)$  分别为变点后各时刻对应的状态增量概率密度函数。

利用计算得到的两阶段状态变化增量的概率密度函数,分别建立不同类型的二元Copula函数,各类型Copula函数的相关参数通过最大似然估计法确定。

根据原始状态数据计算得到经验Copula函数,对比计算各类Copula函数与经验Copula函数之间的误差,选择平均误差最小的Copula函数分析设备性能参数的状态演变过程阶段间的相关性,从而建立阶段性动态Wiener过程的联合概率分布函数可靠性评估模型。

## 2.3 发动机性能参数状态的可靠性评估

由于以民航发动机燃油滤压力偏差值参数为代表的性能参数的演变过程具有较强的随机性和动态性,计算其状态可靠度的具体概率分布函数解析式难以获得,因此确立性能参数状态演变过程的可靠性评估模型后,结合性能参数状态演变首达阈值的数学性质,利用蒙特卡洛仿真法对演变过程的变化增量进行抽样,根据民航发动机性能参数退化过程各时刻的累积状态变化量达到某一临界上限或下限——失效阈值的频率来计算可靠度。

若  $t_i$  时刻性能参数状态变化的累积量为  $x_i$ , 规定  $x_i$  的失效阈值界限为  $[\min, \max]$ , 事件  $A$  为累积状态变化量  $x_i$  落在失效阈值界限  $[\min, \max]$  内, 即  $\min \leq x_i \leq \max$ 。记  $N_i$  为  $t_i$  时刻的总模拟次数,  $N_{i,A}$  为  $t_i$  时刻总模拟次数中发生事件  $A$  的频数, 那么  $t_i$  时刻发动机性能参数的状态可靠度为  $R_i = N_{i,A} / N_i$ 。

### 3 案例验证

为了验证本文所建立的模型能够针对具有较强随机性且演变规律不具有显著的连续趋势变化特性的发动机性能参数状态数据,选取民航发动机燃油滤压力偏差值参数为例进行验证分析,从而有效地分析其随机演变过程不同阶段间的相关性,从而更准确地评估和预测发动机性能参数的状态可靠性和安全性,体现本文方法的优越性,将所提模型与未考虑阶段相关性的模型以及原始状态数据作比较。记本文模型为 M1,将文献[17]中不考虑阶段间相关性的基础模型记为 M2。

#### 3.1 民航发动机性能参数的阶段状态分析

现以某航空公司 GE90 发动机性能参数——燃油滤压力偏差值参数数据为例对建立的状态演变过程模型进行分析验证。首先根据本文的变点识别模型对 20 组每组 200 个飞行循环的原始状态数据的分布函数进行分析,同时得到发动机燃油滤压力偏差值参数的状态变化增量服从的分布函数参数随飞行循环的变化曲线如图 3 所示。

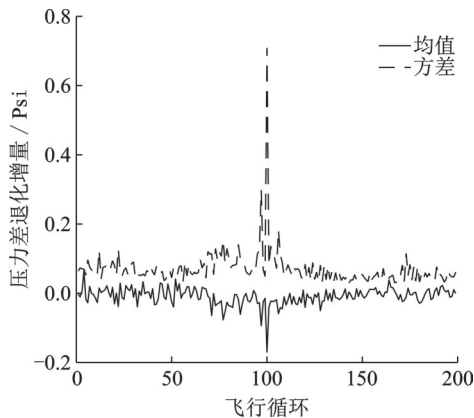


图 3 燃油滤压力偏差值分布函数参数变化曲线

Fig.3 Variation curves of distribution function parameters of fuel filter pressure deviation

结果表明,在第 102 个飞行循环时,性能参数状态的演变过程出现变点。根据识别出的变点,采用本文建立的阶段性动态 Wiener 过程模型分阶段描述发动机燃油滤压力偏差值参数的状态演变过程。

#### 3.2 民航发动机性能参数状态的阶段演变过程分析

如图 4 所示,为充分考虑变点处与变点后的状态变化信息,量化变点的出现对发动机性能参数状态演变规律的影响,分析得到变点前状态变化增量的概率密度曲线由图 4 中点线表示,变点处状态变化增量的概率密度曲线由图 4 中实线表示,随机选取变点后某两个时刻的状态变化增量的概率密度

曲线由图 4 中虚线和虚点线表示。其中,时刻 1 为变点后第 30 飞行循环,时刻 2 为变点后第 90 飞行循环。

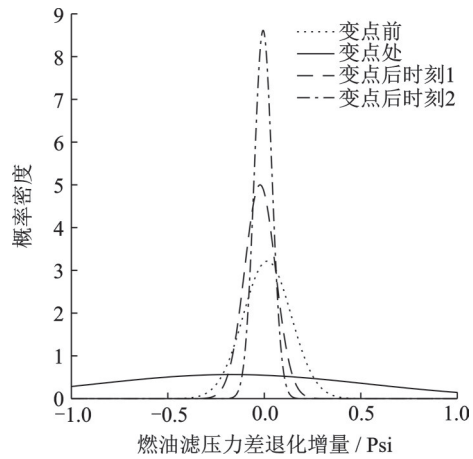


图 4 不同阶段状态变化增量的概率密度函数

Fig.4 Probability density function of state change increment at different stages

从图 4 可以看出,变点前后状态变化增量的概率密度函数有明显差异,且通过概率密度函数的变化趋势反映出变点处的状态变化增量对变点后的状态变化增量具有显著性的影响,下面量化分析其影响。

对于动态 Wiener 过程的不同阶段,建立的 Copula 函数相关参数采用最大似然估计法确定,分别建立各类型 Copula 函数的联合概率分布函数模型,同时将其与经验 Copula 函数进行比较,验证对比分析各类 Copula 函数模型与经验模型之间的误差,误差分析采用欧氏距离平方最小原则,各类型 Copula 函数对应的平均误差如表 1 所示。

表 1 各 Copula 函数模型的平均误差

Table 1 Average error of each Copula function model

Copula 函数类型	Gumbel	Clayton	Frank
平均误差	2.342 9	1.311 2	2.333 2

由表 1 可知,各类 Copula 函数模型中以 Clayton-Copula 函数模型的平均误差最小,因此基于 Clayton-Copula 函数建立发动机性能参数状态演变的联合概率分布函数可靠性评估模型。Clayton-Copula 函数具体形式如式(9)所示,图 5 为描述变点处状态增量与变点后某时刻状态增量的 Clayton-Copula 联合概率分布函数图。

$$C(F_1, F_2; \theta) = (F_1^{-\theta} + F_2^{-\theta} - 1)^{-\frac{1}{\theta}} \quad (9)$$

式中: $F_1$  表示变点处退化增量的概率分布函数; $F_2$  为变点后各时刻退化增量的概率分布函数; $\theta$  为相关参数,且  $\theta \in (0, +\infty)$ ,当  $\theta \rightarrow 0$  时,随机变量  $F_1$

与  $F_2$  趋于相互独立, 即  $C(F_1, F_2) = F_1 \cdot F_2$ ; 当  $\theta \rightarrow +\infty$  时, 随机变量  $F_1$  与  $F_2$  近似认为完全相关。

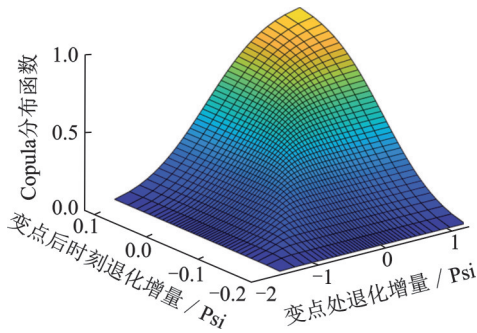


图5 Clayton-Copula联合概率分布函数图

Fig.5 Clayton-Copula joint probability distribution function diagram

肯德尔检验是无参数假设检验, 是利用随机变量的相关系数检验其统计依赖性。记肯德尔检验的统计度量指标——Kendall 相关系数为  $\alpha$ , 其取值范围为  $[-1, 1]$ 。Kendall 相关系数  $\alpha$  与 Clayton-Copula 函数的相关参数  $\theta$  之间关系为

$$\alpha = \frac{\theta}{\theta + 2} \tag{10}$$

当  $\alpha = 1$  时, 表示相关性一致; 当  $\alpha = -1$  时, 表示相关性完全相反; 当  $\alpha = 0$  时, 表示随机变量相互独立。为验证本文 Clayton-Copula 函数的有效性, 对随机变量的相关系数进行分析得到检验统计量  $\alpha$  的变化曲线如图 6 所示。

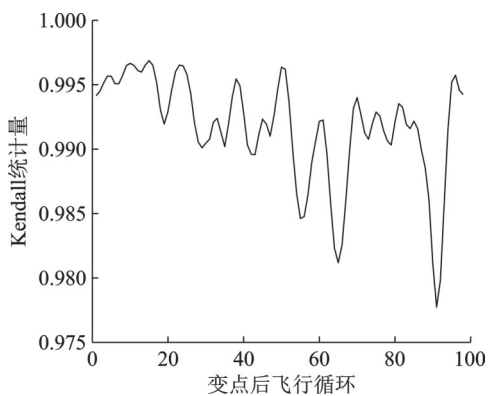


图6 Clayton-Copula函数的检验统计量变化曲线

Fig.6 Change curve of test statistic of Clayton-Copula function

由图 6 可知, 总体上检验统计量接近 1, 表明变点与变点后阶段具有较强的相关性, 利用 Clayton-Copula 函数量化分析阶段间相关性较为有效。同时检验统计量随着变点后飞行循环的推移有降低的趋势, 表明距离变点越远相关性越弱,

这是因为随着发动机性能参数状态演变过程的发展, 其包含的状态信息量不断增加, 受到变点的影响越来越小。

### 3.3 模型对比验证

根据上述建立的关于发动机性能参数状态的演变过程模型, 结合其演变过程的失效阈值, 评估和预测所建立的联合概率分布函数模型的可靠度, 同时对对比验证模型的准确性和优越性。本文假设民航发动机燃油滤压力偏差值参数的安全阈值范围为  $[6, 10]$ , 利用蒙特卡洛仿真模拟评估可靠度, 将其与原始状态数据和不考虑阶段相关性的基础模型 M2 作对比分析, 验证本文所提模型的准确性和优越性, 可靠度对比曲线如图 7 所示。

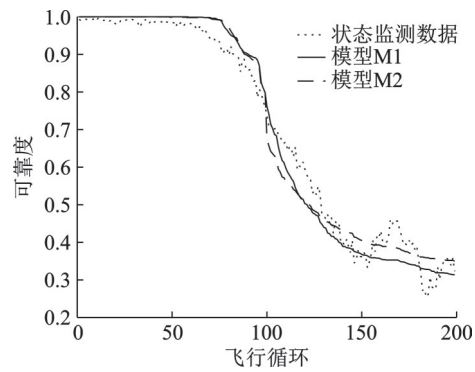


图7 模型可靠度曲线

Fig.7 Curves of model reliability

从图 7 可以看出, 性能参数的状态可靠性曲线呈现明显的两阶段特征, 根据本文建立的可靠性评估模型 M1 的变化曲线, 变点后演变过程的衰退趋于稳定, 且更靠近原始状态数据。而不考虑阶段相关性的模型 M2, 其可靠性评估过于保守, 这在性能参数状态的演变过程后期极易造成可靠性评估过高而存在安全隐患。

为了进一步量化考虑相关性影响的可靠性评估结果, 本文采用可靠性领域常用的性能指标: 绝对误差 (Absolute error, AE) 和相对误差 (Relative error, RE) 指标。绝对误差含义是以同一单位量纲反映模型评估结果偏离监测真实值大小的值, 它确切地表示了评估结果偏离的实际大小。由于绝对误差无法比较不同测量结果的可靠程度, 因此利用相对误差对比分析不同模型的评估结果。相对误差是指模型评估结果的绝对误差与被监测量真实值的比值, 即为模型评估结果的绝对误差占被监测量真实值的百分比, 它是一个无量纲的值。本文中两种误差为模型评估可靠度与状态监测数据的可靠度对比得出, 其中模型可靠性评估的绝对误差计算如式 (10) 所示, 相对误差计算如式 (11) 所示。

$$AE_i = |R_{m,i} - R_{c,i}| \quad (11)$$

$$RE_i = \frac{AE_i}{R_{c,i}} \times 100\% \quad (12)$$

式中:  $R_{m,i}$  和  $R_{c,i}$  分别为可靠性评估模型和真实状态监测数据在  $t_i$  时刻的可靠度,两者由 2.3 节中蒙特卡洛仿真计算得到。

图 8 为两种模型评估可靠性的绝对误差变化曲线,表 2 为两种模型在不同监测点相对误差的比较结果。

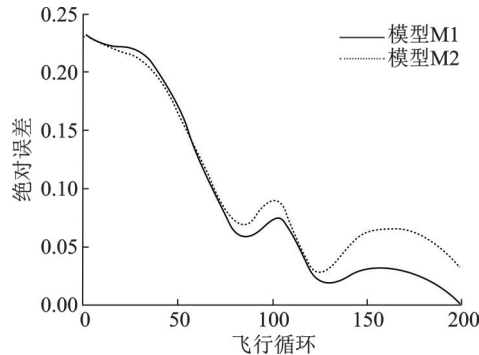


图 8 模型可靠性评估的绝对误差曲线

Fig.8 Absolute error curves of model reliability evaluation

表 2 不同监测点的相对误差

Table 2 Relative error of different monitoring points

	%				
飞行循环	40	80	120	160	200
模型 M1	28.2	25.8	19.4	10.3	3.8
模型 M2	29.7	27.1	24.7	16.4	14.5

从图 8 和表 2 可以看出,随着性能参数状态演变过程的逐渐发展,两种模型评估的误差值也随之降低,表明所建模型能够有效地评估发动机性能退化过程可靠性,且考虑相关性的模型 M1 在不同评估时刻的绝对误差和相对误差都小于不考虑相关性的模型 M2。

欧氏距离误差能够表示模型评估可靠度和状态监测数据可靠度的相似程度,其计算如式(13)所示,  $d$  值越小,评估结果越准确。表 3 为两种评估模型分别与状态监测数据可靠度的欧式距离误差,结合上述绝对误差和相对误差的计算结果,考虑相关性的模型 M1 的评估效果优于不考虑相关性的模型 M2。

$$d = \sqrt{\sum_{i=1}^n (R_{m,i} - R_{c,i})^2} \quad (13)$$

表 3 模型欧氏距离误差

Table 3 Euclidean distance error of models

模型类型	M1	M2
欧式距离误差	1.690 2	1.952 3

综上所述,当设备性能参数状态的演变过程呈现多阶段情况时,相比不考虑阶段相关性的模型,所提出的考虑阶段状态间相关性的可靠性评估模型和方法能更好地分析阶段退化过程的耦合关系,同时其评估的准确度高于不考虑阶段相关性的模型。利用各飞行循环时相对误差的平均值来量化表示评估准确度记为平均误差,通过计算,相比未考虑性能参数状态的演变过程阶段间相关性模型,考虑阶段状态间相关性的可靠性评估模型平均误差降低了约 12.9%。

## 4 结 论

(1) 针对工程实际中具有阶段性特征的性能参数状态的演变过程,提出基于 Copula 理论的发动机性能参数阶段状态可靠性评估模型。研究表明:民航发动机性能参数状态的演变过程具有动态特性且存在阶段性特征,同时演变过程不同的阶段间相互耦合,因此评估民航发动机性能参数的状态时,须从多阶段层面进行综合分析建模。

(2) 基于 Copula 理论建立两阶段动态 Wiener 过程联合概率分布函数模型,综合分析了发动机性能参数状态演变过程的动态特性以及阶段间相关性的规律,得到的可靠性评估结果更加准确,相比未考虑演变过程阶段间相关性的模型,平均误差降低了约 12.9%,为实际工程中民航发动机状态评估的应用提供了理论方法。

## 参考文献:

- [1] 陆宁云,陈闯,姜斌,等.复杂系统维护策略最新研究进展从视情维护到预测性维护[J].自动化学报,2021,47(1):1-17.  
LU Ningyun, CHEN Chuang, JIANG Bin, et al. Recent research progress of complex system maintenance strategy from situational maintenance to predictive maintenance[J]. Journal of Automatica Sinica, 2021, 47(1): 1-17.
- [2] 孙见忠,左洪福.系统实时性能可靠性评估的贝叶斯方法[J].系统工程与电子技术,2013,35(8):1790-1796.  
SUN Jianzhong, ZUO Hongfu. Bayesian method for real-time performance reliability evaluation of systems[J]. Systems Engineering and Electronics, 2013, 35(8): 1790-1796.
- [3] OMSHI E M, GRALL A, SHEMEHSAVAR S. A dynamic auto-adaptive predictive maintenance policy for degradation with unknown parameters[J]. European Journal of Operational Research, 2020, 282(1): 81-92.

- [4] WU S, CASTRO I T. Maintenance policy for a system with a weighted linear combination of degradation processes[J]. *European Journal of Operational Research*, 2020, 280(1): 124-133.
- [5] 曹明,王鹏,左洪福,等.民用航空发动机故障诊断与健康现状、挑战与机遇Ⅱ:地面综合诊断、寿命管理和智能维护维修决策[J].*航空学报*,2022,43(9): 34-73.  
CAO Ming, WANG Peng, ZUO Hongfu, et al. Current situation, challenges and opportunities of civil aero-engine diagnostics & health management Ⅱ: Comprehensive off-board diagnosis, life management and intelligent condition based MRO[J]. *Acta Aeronautica et Astronautica Sinica*, 2022, 43(9): 34-73.
- [6] ZHOU R, SERBAN N, GEBRAEEL N. Degradation-based residual life prediction under different environments[J]. *The Annals of Applied Statistics*, 2014, 8(3): 1671-1689.
- [7] 蔡忠义,陈云翔,车飞,等.基于Wiener过程的非线性加速退化可靠性评估方法[J].*电光与控制*, 2016(2): 87-90.  
CAI Zhongyi, CHEN Yunxiang, CHE Fei, et al. Reliability assessment method for nonlinear accelerated degradation based on Wiener process[J]. *Electronics Optics & Control*, 2016(2): 87-90.
- [8] YAN W, SONG B, DUAN G, et al. Real-time reliability evaluation of two-phase Wiener degradation process[J]. *Communications in Statistics—Theory and Methods*, 2017, 46(1): 176-188.
- [9] 董青,郑建飞,胡昌华,等.基于两阶段自适应Wiener过程的剩余寿命预测方法[J].*自动化学报*, 2022, 48(2): 539-553.  
DONG Qing, ZHENG Jianfei, HU Changhua, et al. Residual life prediction method based on two-stage adaptive Wiener process[J]. *Journal of Automatica Sinica*, 2022, 48(2): 539-553.
- [10] 刘胜南,陆宁云,程月华,等.基于多退化量的动量轮剩余寿命预测方法[J].*南京航空航天大学学报*, 2015, 47(3): 360-366.  
LIU Shengnan, LU Ningyun, CHENG Yuehua, et al. Residual life prediction method of momentum wheel based on multi-degenerate quantity[J]. *Journal of Nanjing University of Aeronautics & Astronautics*, 2015, 47(3): 360-366.
- [11] 鲍兆伟,顾晓辉,刘海旭,等.基于Copula函数选择的多元退化设备可靠性模型[J].*科学技术与工程*, 2018,18(5): 26-32.  
BAO Zhaowei, GU Xiaohui, LIU Haixu, et al. Multivariate degradation equipment reliability model based on Copula function selection[J]. *Science Technology and Engineering*, 2018,18(5): 26-32.
- [12] HAO H B, SU C. Bivariate nonlinear diffusion degradation process modeling via copula and MCMC[J]. *Mathematical Problems in Engineering*, 2014(3): 1-11.
- [13] PAN Z Q, BALAKRISHNAN N, SUN Q, et al. Bivariate degradation analysis of products based on Wiener process and Copulas[J]. *Journal of Statistical Computation and Simulation*, 2013, 83(7): 1316-1329.
- [14] 周源,吕卫民,王少蕾,等.基于Copula函数耦合性建模的二元加速退化数据统计分析方法[J].*兵器装备工程学报*, 2018, 39(5): 160-165.  
ZHOU Yuan, LYU Weimin, WANG Shaolei, et al. A statistical analysis method for binary accelerated degradation data based on Copula coupling modeling[J]. *Journal of Ordnance Equipment Engineering*, 2018, 39(5): 160-165.
- [15] 毛泽龙,王治华,吴琼,等.双指标阶段性退化建模及可靠性分析[J].*系统工程与电子技术*, 2021, 43(12): 3725-3731.  
MAO Zelong, WANG Zhihua, WU Qiong, et al. Bivariate and two-stage degradation modeling and reliability analysis[J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2021, 43(12): 3725-3731.
- [16] 王建设,徐忠根.基于分形理论的网络流量异常检测技术[J].*科学技术与工程*, 2018, 18(14): 48-53.  
WANG Jianshe, XU Zhonggen. Network traffic anomaly detection technology based on fractal theory[J]. *Science Technology and Engineering*, 2018, 18(14): 48-53.
- [17] WANG H, MA X, ZHAO Y. An improved Wiener process model with adaptive drift and diffusion for online remaining useful life prediction[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2019, 127: 370-387.

(编辑:夏道家)