

竞争失效下基于 Gamma 过程和混合分布的多性能航空发动机可靠性评估*

RELIABILITY EVALUATION OF MULTIPLE PERFORMANCE AERO-ENGINES BASED ON Gamma PROCESS AND MIXED DISTRIBUTION UNDER COMPETITIVE FAILURE

韩雨** 程世娟*** 王蕾

(西南交通大学数学学院统计系, 成都 611756)

HAN Yu CHENG ShiJuan WANG Lei

(Department of Statistics, School of Mathematics, Southwest Jiaotong University, Chengdu 611756, China)

摘要 为了解决多性能航空发动机竞争失效下的可靠性评估问题,首先,通过矩阵相似性将多个性能数据融合为一个整体退化数据并采用具有随机效应的非线性 Gamma 过程来拟合整体退化数据,得到多元退化下的可靠度函数。然后,假定航空发动机多个性能均会发生突发失效,使用 AD(Anderson-Darling)分布检验选择最优的突发失效分布并采用混合分布得到突发失效下的可靠度函数。假定了退化失效和突发失效独立实现竞争失效下多性能航空发动机可靠性评估。最后,通过实例分析验证了模型的有效性与准确性。

关键词 竞争失效 矩阵相似性 Gamma 过程 混合分布

中图分类号 O212.3 TB114.3

Abstract In order to solve the reliability evaluation under the competitive failure of multiple performance aero-engines, multiple performance data was fused into an overall degradation data by the matrix similarity, and a nonlinear Gamma process with random effects was used to fit the overall degradation data to obtain the reliability function under multivariate degradation. Assume that multiple performance of the aero-engines have sudden failures, the optimal sudden failure distribution was selected by Anderson-Darling(AD) distribution test, the reliability function under sudden failures was obtained by the mixed distribution. Assume that degradation failure and sudden failure were independent, the reliability evaluation of the multiple performance aero-engines under competitive failure was realized. Finally, the effectiveness and accuracy of the model were verified by the case analysis.

Key words Competitive failure; Matrix similarity; Gamma process; Mixed distribution

Corresponding author: HAN Yu, E-mail: hanyuswjtu@163.com

The project supported by the Humanities and Social Science Research Planning Fund Project of the Ministry of Education (No. 20XJAZH009), and the Sichuan Province 2021—2023 Higher Education Talent Training Quality and Teaching Reform Project (No. JG2021-394).

Manuscript received 20230517, in revised form 20230702.

0 引言

航空发动机作为飞机动力的“心脏”,其可靠性评估关系到飞机运行安全和日常维护决策。航空发动机作为典型的复杂机械,在其维修和工作测试中往往需要关注自身的多个性能。在航空发动机运行中,常出现燃油消耗量偏差过高、排气温度裕度过低等性能

退化现象,同时可能出现因涡轮叶片的振动产生裂纹最后疲劳断裂等机械故障。因此,发动机失效并不是单一失效模式的作用,而是多种性能失效模式间竞争的结果。同时,把失效分为性能退化失效和突发故障失效,发动机运行期间的失效是多元退化失效和突发失效之间竞争的结果。目前对竞争失效的研究主要从多元退化建模和突发退化竞争失效建模入手^[1]。

*20230517 收到初稿,20230702 收到修改稿。教育部人文社会科学研究规划基金项目(20XJAZH009),四川省 2021—2023 年高等教育人才培养质量和教学改革项目(JG2021-394)资助。

**韩雨,男,1998 年生,河南济源人,汉族,西南交通大学硕士研究生,主要研究方向为应用统计及可靠性统计。

***程世娟,女,1973 年生,山东沂水人,汉族,西南交通大学副教授,博士,主要研究方向为可靠性理论与工程及计算智能。

针对多元退化建模,常见的处理方法为直接建立多性能退化的联合寿命分布和多性能参数融合。傅惠民^[2]采用多元正态将多变量试验数据作为一个整体进行统计分析,但其边缘分布须为正态分布且具有线性相关性。韩玉成等^[3]基于多元 Copula 函数分析多性能退化过程间的相关关系,但 Copula 函数适合研究二元变量的相关性。LOUTAS T H 等^[4]采用基于支持向量回归分析和评估生命周期数据。王华伟等^[5]通过贝叶斯线性模型建立多个性能测试数据与整体退化量之间的内在联系,但需假定参数的先验分布。王浩伟等^[6]使用矩阵相似性推断整弹退化以描述多个组件竞争退化的综合效果,避免对性能之间多种相关性的考虑,但主要是对不同组件的同量纲性能进行数据融合,而且建立退化可靠性模型时,并未考虑退化过程中样本个体间的差异性。而针对竞争失效的建模,LUO W 等^[7]假定多失效过程间独立,作为串联系统进行寿命预测。FARAJANI A 等^[8]采用比例危险模型,定量分析性能退化过程对突发失效过程产生的影响。丛林虎等^{[9]522-531}应用位置-尺度模型分析了退化量与突发故障的关系,但对于突发失效直接采用 Weibull 分布进行建模,具有一定的主观性,而且只考虑了单一性能发生突发失效的情况,而发动机运行过程中会有多种故障模式,即多个性能均会发生突发失效。

因此,本文依据矩阵相似性,将航空发动机不同量纲的多性能退化数据矩阵在经过归一化后进行融合,评估发动机整体退化情况用以刻画多元退化竞争失效的综合结果并基于具有随机效应的非线性 Gamma 过程建立退化失效模型;针对多突发失效建模问题,采用 AD (Anderson-Darling) 分布检验针对不同性能的突发故障选择其最优的分布进行建模并使用混合分布刻画多突发故障下的综合结果。最终在退化突发独立竞争失效下得到航空发动机可靠性评估。

1 竞争失效下可靠性评估模型和基本假设

1) 发动机系统的多性能退化数据可通过矩阵相似性的度量融合为整体退化数据。

2) 发动机在运行期间出现性能值缺失则判断为突发失效,此次测试时间记为突发失效时间。

3) 发动机退化失效和突发失效之间独立。

发动机失效是多性能退化失效与多突发故障竞争的结果。因此,发动机的失效时间为

$$T = \min\{T_d, T_r\} \quad (1)$$

式中, T_d 为多元退化失效时间; T_r 为多突发故障失效时间。在退化失效和突发失效独立竞争场合下,航空发

动机的可靠度函数可表示为

$$R(t) = P(T > t) = P(T_d > t, T_r > t) = P(T_d > t)P(T_r > t) = R_d(t)R_r(t) \quad (2)$$

式中, $R_d(t)$ 为退化失效可靠度; $R_r(t)$ 为突发失效可靠度。

2 多元退化失效建模

2.1 多元退化数据融合为整体退化数据

2.1.1 构建性能退化矩阵

将发动机上不同时刻多个性能测量值作为退化信息,构建发动机多性能退化数据矩阵,为

$$\mathbf{X} = (\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_m) = \begin{bmatrix} x_{11} & x_{12} & \cdots & x_{1m} \\ x_{21} & x_{22} & \cdots & x_{2m} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ x_{n1} & x_{n2} & \cdots & x_{nm} \end{bmatrix}$$

式中, $\mathbf{X}$ 为多性能退化矩阵; x_{ij} 为第 i 个性能的第 j 次测量值; n 为性能个数; m 为测量次数; $\mathbf{x}_j = (x_{1j}, x_{2j}, \dots, x_{nj})^T$ 为第 j 次测量时多性能指标的性能测量值。假定 $\mathbf{x}_1$ 为未发生退化的性能初始值,则第 j 次测量的真实退化矩阵为 $\mathbf{x}_j$, 未发生退化的矩阵为 $\mathbf{X}_j^* = (\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_1)$, $\mathbf{X}_j^*$ 是由 $\mathbf{x}_1$ 填充的 $n \times j$ 维的性能矩阵。通过两矩阵间相似性的度量进行多性能数据融合。为了避免不同性能量纲的差异对结果的影响,本文采用极大极小值归一化处理矩阵。

2.1.2 相似性度量

矩阵归一化后,第 j 次测量下发生退化的性能矩阵 $\mathbf{X}_j$ 与假定未发生退化的性能矩阵 $\mathbf{X}_j^*$ 所蕴含的信息不同。通过计算矩阵的相似性,得到多性能退化融合后的整体退化数据。本文选用核主成分分析^{[9]522-531}并采用高斯核函数,将矩阵的列向量视为随机变量,以两矩阵的协方差阵标准正交化后的特征向量构成的特征矩阵间的夹角表示矩阵间的相似性。

$$\mathbf{S}_j^* = \text{span}(\mathbf{w}_1^*, \mathbf{w}_2^*, \dots, \mathbf{w}_r^*)$$

$$\mathbf{S}_j = \text{span}(\mathbf{w}_1, \mathbf{w}_2, \dots, \mathbf{w}_k)$$

式中, $\mathbf{w}$ 为 $\mathbf{X}_j$ 协方差阵的标准正交化后的特征向量,维数 r, k 由其特征值的累计贡献率决定。

2.1.3 计算特征矩阵主夹角

$\mathbf{S}_j^*$ 与 $\mathbf{S}_j$ 之间的相似性可通过正交基向量之间的主夹角表示。文献[10]介绍了一种计算主夹角的数值方法,即对内积矩阵奇异值分解。基向量内积矩阵可表示为

$$\mathbf{W} = \mathbf{S}_j^{*T} \mathbf{S}_j \quad (3)$$

对式(3)进行奇异值求解,得到 d 个特征值,则主夹角表示为

$$\theta_i = \arccos \kappa_i \quad (4)$$

2.1.4 计算整体退化数据

θ_i 越大,说明 S_j^* 与 S_j 之间的相似性越小,发动机整体退化越大。最小的主夹角反映了两个矩阵最主要的相似信息,因此定义航空发动机第 j 次测量的整体退化数据为

$$\rho_j = 1 - \cos[\min(\theta_i)] \quad (5)$$

2.2 整体退化数据建模

采用随机过程对性能退化进行描述,基于随机过程建立退化模型能够体现出性能退化随时间进行不间断地无序变化。Gamma过程常用来描述具有单调平稳的过程,适合退化量非负且严格递增的性能衰退过程,与航空发动机的退化过程类似,因此可以选用Gamma过程来描述航空发动机的实际退化过程。考虑不同样本平均退化轨迹存在非线性及个体差异^[11],因此,利用具有随机效应的非线性Gamma随机过程进行退化建模分析。具有随机效应的非线性Gamma过程表示为

$$\begin{aligned} \rho(t) | \alpha, \beta &\sim \text{Gamma}[\alpha\Lambda(t), \beta] \\ \beta &\sim \text{Gamma}(\eta, \gamma) \end{aligned}$$

式中, $\rho(t)$ 为整体退化数据; α 为形状参数; β 为尺度参数, β 常常随机化,体现不同退化间的个体差异; $\Lambda(t)$ 是 t 的连续非线性函数,体现退化过程中的非线性特征, $\Lambda(t) = \Lambda(t, b) = t^b$ 。考虑非线性和个体差异性的性能退化Gamma随机过程的概率密度函数为

$$f_{\rho(t)}(\rho) = \frac{\Gamma[\alpha\Lambda(t) + \eta]}{\Gamma[\alpha\Lambda(t)]\Gamma(\eta)} \frac{\gamma^\eta \rho^{\alpha\Lambda(t)-1}}{(\gamma + \rho)^{\alpha\Lambda(t) + \eta}}$$

式中, $\Gamma(s) = \int_0^{+\infty} x^{s-1} \exp(-x) dx$ 为Gamma函数,对于固定时间,令 $Z(t) = \eta x(t)/\alpha\Lambda(t)$,经推导, $Z(t)$ 服从自由度 $2\alpha\Lambda(t)$, 2η 的 F 分布。 $Z(t)$ 的累积分布函数为 F_p ,此时整体退化 $\rho(t)$ 的分布函数为

$$F_{\rho(t)}(x) = F_{2\alpha\Lambda(t), 2\eta} \left[\frac{\eta x}{\alpha\gamma\Lambda(t)} \right]$$

设退化失效阈值为,首次到达失效阈值的时间 $T_D = \inf\{t | \rho(t) \geq D, t > 0\}$,可得到多元退化下的产品可靠度评估模型。

$$R_d(t) = p(T_D \leq t) = p[\rho(t) < D] =$$

$$F_{2\alpha\Lambda(t), 2\eta} \left[\frac{Dx}{\alpha\gamma\Lambda(t)} \right] \quad (6)$$

现假设有 N 个样本进行 M 次定期测试,设 $\rho(t_{ij})$, ($i = 1, 2, \dots, N$; $j = 1, 2, \dots, M$)是样本经第2.1节数据融合后不同时刻下的整体退化数据。采用具有随机效应非线性Gamma过程来描述整体退化数据,未知参数的集合为 $\Theta = \{\alpha, \eta, \gamma, b\}$,其似然函数表示为

$$L(\rho(t_{ij}) | \Theta) = \prod_{i=1}^N \prod_{j=1}^M \frac{\Gamma(\alpha\Delta\Lambda(t_{ij}) + \eta)}{\Gamma[\alpha\Delta\Lambda(t_{ij})]\Gamma(\eta)} \times \frac{\gamma^\eta \Delta\rho(t_{ij})^{\alpha\Delta\Lambda(t_{ij})-1}}{[\gamma + \Delta\rho(t_{ij})]^{\alpha\Delta\Lambda(t_{ij}) + \eta}} \quad (7)$$

式中,退化增量 $\Delta\rho(t_{ij}) = \rho(t_{ij}) - \rho(t_{i,j-1})$;时间增量 $\Delta\Lambda(t_{ij}) = \Lambda(t_{ij}) - \Lambda(t_{i,j-1})$ 。具有随机效应非线性Gamma退化模型参数较多,将上述似然函数极大化得到参数估计值比较困难,因此本文采用粒子群优化算法^[12](Particle Swarm Optimization, PSO)对似然函数式(7)极大化得到参数估计。

3 多突发失效分布选择与混合模型

机械设备可靠性研究中常用的寿命分布有指数分布、Weibull分布、正态分布、对数正态分布。采用AD检验法^[13]确定每个性能突发失效的最优分布类型。AD统计量越小,分布拟合越优。AD统计量如下:

$$A_n^2 = n \int \frac{[F(x) - F_n(x)]^2}{F(x)[1 - F(x)]} dF(x)$$

式中, $F(x)$ 为假设的累积分布函数; $F_n(x)$ 为经验分布函数。

假定发动机多个性能均会发生突发失效,为了表示多突发故障竞争下的综合效果,将经AD检验后的多个突发失效最优分布进行混合建模并得到多突发故障的可靠度函数。

$$R_r(t) = 1 - F_r(t) = 1 - \sum_{i=1}^n p_i F_r^i(t) \quad (8)$$

式中, $F_r^i(x_i)$ 为第 i 个性能最优的突发失效分布; $\sum_{i=1}^n p_i = 1$ 。

假设每个性能有 m_i 试验样本发生突发失效,记不同性能突发失效时刻为 $t_1^i, t_2^i, \dots, t_{m_i}^i$,将混合分布的未知参数集合记为 $\omega = \{p_i, \theta_i\}$, $i = 1, 2, \dots, n$,其中 θ_i 是经AD检验后第 i 个性能最优突发失效分布的参数,则其似然函数表示为

$$L(\omega) = \prod_{i=1}^n \prod_{j=1}^{m_i} p_i f_r^i(t_j^i) \quad (9)$$

对式(9)采用带约束条件的PSO方法进行极大化得到参数估计。

4 实例分析

表1所示为某航空公司对同时投入使用的航空发动机进行监测得到的数据,由发动机的排气温度裕度(Exhaust Gas Temperature Margine, EGTM)、燃油消耗量偏差DWF(Fuel Consumption Deviation)和高压转子振动偏差值ZVB2R(Deviation Value of High-Pressure Rotor Vibration)3个指标组成,将得到的监测

数据作为本文数据样本。表 1 中的退化数据存在数据缺失的情况,本文使用时间序列分析差分移动平均自回归 (Autoregressive Integrated Moving Average, ARIMA)模型进行预测和修正。

表 1 航空发动机多元退化信息数据
Tab. 1 Multivariate degradation information data of aero-engines

循环次数 Number of cycles	性能指标 Performance indicators	发动机编号 Engine number							
		1	2	3	...	17	18	19	20
400	EGTM	110	98	101	...	85	94	101	83
	DWF	0.375	0.301	0.341	...	0.256	0.352	0.322	0.421
	ZVB2R	0.063	0.061	0.087	...	0.054	0.074	0.068	0.059
800	EGTM	108	96	98	...	84	93	100	80
	DWF	0.423	0.390	0.392	...	0.346	0.432	0.399	0.512
	ZVB2R	0.073	0.079	0.096	...	0.068	0.088	0.075	0.063
1 200	EGTM	105	92	95	...	82	88	98	78
	DWF	0.502	0.421	0.459	...	0.403	0.490	0.483	0.602
	ZVB2R	0.080	0.086	0.105	...	0.075	0.097	0.088	0.081
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
8 800	EGTM	47	—	41	...	38	36	49	30
	DWF	1.939	1.887	2.131	...	2.004	2.069	1.892	2.174
	ZVB2R	0.263	0.299	0.287	...	0.285	0.316	—	0.316
9 200	EGTM	44	—	39	...	36	34	46	—
	DWF	2.014	1.962	2.216	...	2.088	2.150	1.966	2.258
	ZVB2R	0.272	0.310	0.296	...	—	0.327	—	0.332
9 800	EGTM	43	—	36	...	33	—	44	—
	DWF	2.089	2.038	2.302	...	2.171	2.232	2.041	2.341
	ZVB2R	0.282	0.321	0.306	...	—	0.339	—	0.341
10 000	EGTM	—	—	33	...	31	—	41	—
	DWF	2.163	2.113	2.387	...	2.254	2.314	2.115	2.425
	ZVB2R	0.291	0.332	—	...	—	0.350	—	0.353

假定 EGTM 的失效阈值为 26,DWF 的失效阈值为 2.3,ZVB2R 的失效阈值为 0.32。采用第 2.1 节中的数据融合方法获得了某样本航空发动机在各测量时刻的退化数据,如表 2 所示。

表 2 某航空发动机样本整体退化数据
Tab. 2 Overall degradation data of an aero-engine sample

循环次数 Number of cycles	整体退化 Overall degeneration	循环次数 Number of cycles	整体退化 Overall degeneration
400	0	8 400	0.782
1 200	0.293	8 800	0.787
1 600	0.423	9 200	0.791
2 000	0.499	9 600	0.796
...	...	10 000	0.799

假定发动机发生退化失效时的整体退化数据为多性能退化的整体阈值,采用 ARIMA 修正性能缺失值,可知最早发生退化失效的是 2 号航空发动机,失效时刻 8 800,此时 EGTM=25,可取 $D=0.787$ 。

采用具有随机效应的非线性 Gamma 随机过程进行航空发动机退化建模和 PSO 方法估计退化模型中的未知参数。估计结果为 $\{\hat{\alpha}, \hat{\eta}, \hat{\gamma}, \hat{b}\} = \{9.516 \times$

$10^{-4}, 63.90, 0.121, 1.429\}$ 。

根据失效判据可知,EGTM 和 ZVB2R 为主要发生突发故障的性能,在测试期内有 4 个发动机产品 EGTM 发生突发失效,突发失效时间 $T_1 = \{8\ 800, 9\ 200, 9\ 600, 10\ 000\}$;有 3 个发动机产品 ZVB2R 发生突发失效,突发失效时间 $T_2 = \{8\ 800, 9\ 200, 10\ 000\}$,先对突发失效时间数据进行分布优度检验,若检验的 AD 值大于显著性水平下的临界值,检验不可信,检验结果如表 3 所示。

由表 3 可知,EGTM 突发失效的最优分布类型为正态分布,ZVB2R 突发失效的最优分布类型为威布尔分布。由此可知,威布尔分布不一定是突发失效建模

表 3 不同类别突发失效分布的 AD 值
Tab. 3 AD value of different categories of catastrophic failure distribution

性能指标 Performance indicator	指数分布 Exponential distribution	威布尔分布 Weibull distribution	正态分布 Normal distribution	对数正态分布 Lognormal distribution
EGTM	1.670	0.210	0.159	0.160
			0.230 (不显著)	0.223 (不显著)
ZVB2R	1.245	0.321	Insignificant)	

的最优选择,因此针对突发失效建模有必要先进行分布检验。采用正态分布和威布尔分布的混合分布进行航空发动机突发失效建模和PSO估计其混合分布参数,得到参数估计结果如下:

$$\omega = \{u, \rho, p_1, m, \eta, p_2\} = \{9310.63, 441.59, 0.54, 19.76, 9454.31, 0.46\}$$

为便于对比分析,将本文提出的不同突发失效分布混合的建模方法记为 M_1 ,将不同性能突发失效独立的建模方法记为 M_2 ,将不区分不同性能的突发失效,将所有以突发失效数据使用单一威布尔分布的建模方法记为 M_3 。针对不同的建模方法各自进行参数估计,计算出突发失效可靠性函数,绘制出不同方法下航空发动机突发失效可靠度曲线,如图1所示。

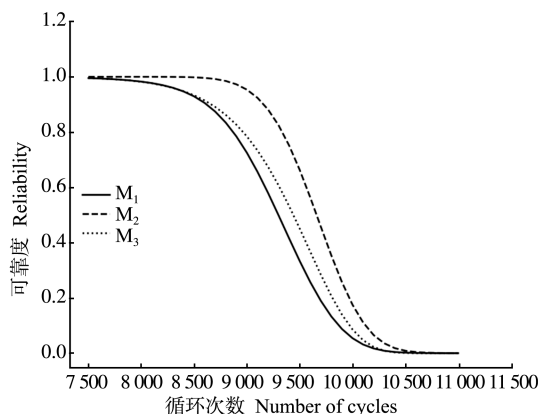


图1 不同方法下的突发失效可靠度曲线

Fig. 1 Sudden failure reliability curves under different methods

由图1可以看出,与 M_2 和 M_3 的可靠度曲线相比, M_1 的可靠度曲线偏保守,符合工程上的做法,因此本文对多性能的突发失效进行区分和分布检验后建立混合分布的建模方式是合理的。比较只考虑退化失效和退化突发竞争失效下的航空发动机可靠性曲线,如图2所示。

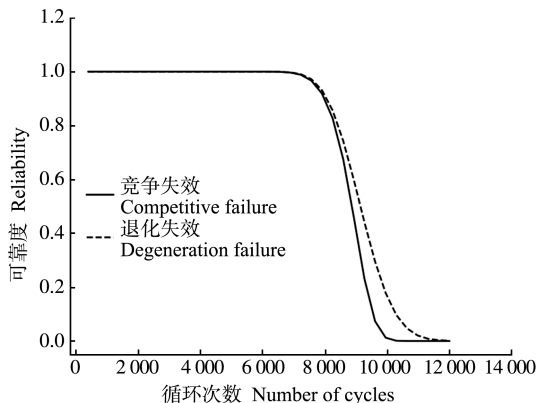


图2 退化失效与竞争失效可靠度曲线

Fig. 2 Reliability curves of degradation failure and competitive failure

由图2可以看出,发动机的循环次数为8800~10000时,航空发动机突发失效对于可靠性评估结果

产生不小的影响。这是因为航空发动机是高可靠性、长寿命的系统,在系统退化过程的前中期,发动机具有相对稳定的性能,可靠度变化相对缓慢。但随着时间推移,在退化过程的后期会出现突发性故障,失效率增加使得可靠度降低。因此,考虑突发失效对航空发动机可靠性影响是必要的,能够提高可靠性评估准确性。

将本文利用矩阵相似性进行多元退化数据融合并进行Gamma随机过程建立的可靠度模型和使用多元正态分布与协方差分析方法的建立多元退化可靠度模型^[14-16]相比较,得到可靠度曲线如图3所示。

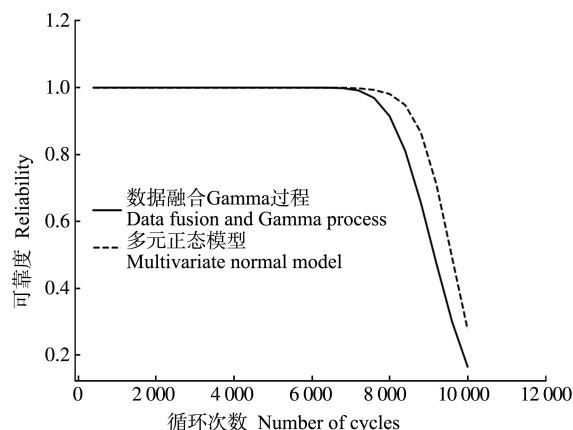


图3 不同方法下相关竞争失效可靠度曲线

Fig. 3 Relevant competitive failure reliability curves under different methods

由图3可知,多元正态模型得到的可靠度前期基本不变化过于稳定,循环次数为8000~10000时又急剧下降。

这可能会加大发动机的运营和维护成本,降低发动机使用和维修的经济性。与之对比本文模型的可靠度评估结果更加符合发动机可靠度实际变化情况,更加符合工程实践要求。

5 结论

针对航空发动机多性能相关性退化及退化突发竞争失效建模等问题,经过研究分析,得出以下结论:

1)通过矩阵相似性的度量,将航空发动机多性能退化数据融合为整体退化数据,并且考虑样本平均退化轨迹的非线性以及个体差异性,采用具有随机效应和非线性的Gamma随机过程进行退化建模,使退化模型更加贴近退化数据。

2)将本文提出的退化失效模型与基于多元正态分布建立的退化失效模型进行对比,分析结果表明,本文模型具有较好的评估精度,更能反映出发动机的

退化过程。

3)考虑不同性能均有可能发生突发失效的情况,采用AD检验选出其最优的分布进行建模,避免了突发失效建模的主观性,并采用混合分布的方式描述多突发失效下航空发动机的可靠度,与其他突发失效建模方法相比,取得了更好的效果。

参考文献(References)

- [1] WANG X L, BALAKRISHNAN N, GUO B, et al. Residual life estimation based on bivariate non-stationary gamma degradation process [J]. Journal of Statistical Computation and Simulation, 2015, 85(2):405-421.
- [2] 傅惠民. 多元正态分布整体推断方法[J]. 航空动力学报, 2005, 20(6):905-909.
FU HuiMin. An overall method for inference of the multivariate normal distribution[J]. Journal of Aerospace Power, 2005, 20(6):905-909(In Chinese).
- [3] 韩玉成, 杨志远, 李俐莹. 多元相关性退化系统可靠性模型[J]. 现代机械, 2020(1):29-33.
HAN YuCheng, YANG ZhiYuan, LI LiYing. Multivariate correlation degenerate system reliability model [J]. Modern Machinery, 2020(1):29-33(In Chinese).
- [4] LOUTAS T H, ROULIAS D, GEORGOULAS G. Remaining useful life estimation in rolling bearings utilizing data-driven probabilistic E-support vectors regression [J]. IEEE Transactions on Reliability, 2013, 62(4):821-832.
- [5] 王华伟, 高 军, 吴海桥. 基于竞争失效的航空发动机剩余寿命预测[J]. 机械工程学报, 2014, 50(6):197-205.
WANG HuaWei, GAO Jun, WU HaiQiao. Remaining life of aero-engines based on competitive failure [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2014, 50(6):197-205(In Chinese).
- [6] 王浩伟, 奚文骏, 冯玉光. 基于退化失效与突发失效竞争的导弹剩余寿命预测[J]. 航空学报, 2016, 37(4):1240-1248.
WANG HaoWei, XI WenJun, FENG YuGuang. Missile remaining life prediction based on degenerate failure and sudden failure competition [J]. Journal of Aerospace Power, 2016, 37(4):1240-1248(In Chinese).
- [7] LUO W, ZHANG C H, CHEN X, et al. Accelerated reliability demonstration under competing failure modes [J]. Reliability Engineering & System Safety, 2015, 136:75-84.
- [8] FARAHANI A, TOHIDI H, SHOJA A. An integrated optimization of quality control chart parameters and preventive maintenance using Markov chain [J]. Advances in Production Engineering & Management, 2019, 14(1):5-14.
- [9] 丛林虎, 徐廷学, 王 骞, 等. 基于退化数据与故障数据的导弹竞争故障预测[J]. 北京航空航天大学学报, 2016, 42(3):522-531.
CONG LinHu, XU TingXue, WANG Qian, et al. Missile competition failure prediction based on degradation and failure data [J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2016, 42(3):522-531(In Chinese).
- [10] HAMM J, LEE D D. Grassmann discriminant analysis: A unifying view on subspace-based learning [C]//Proceedings of the 25th International Conference on Machine Learning-ICML 08. ACM, 2008:376-383.
- [11] WANG X F, WANG B X, JIANG P H, et al. Accurate reliability inference based on Wiener process with random effects for degradation data [J]. Reliability Engineering & System Safety, 2020, 193:106631.
- [12] KENNEDY J, EBERHART R. Particle swarm optimization [C]//Proceedings of ICNN'95-International Conference on Neural Networks. IEEE, 1995, 4:1942-1948.
- [13] 曹宇宇, 唐家银, 何 平, 等. 竞争失效场合恒定应力加速退化试验统计分析[J]. 湖北大学学报(自然科学版), 2020, 42(3):344-351.
CAO YuYu, TANG JiaYin, HE Ping, et al. Statistical analysis of constant stress accelerated degradation test in competitive failure situations [J]. Journal of Hubei University (Natural Science), 2020, 42(3):344-351(In Chinese).
- [14] FEI T, WANG H W. Reliability demonstration method for competing failure system [J]. International Journal of Reliability, Quality and Safety Engineering, 2020, 27(4):2050015.
- [15] 王新刚, 申 强, 韩凯忠, 等. 竞争失效下多元退化建模的航空发动机可靠性分析[J]. 东北大学学报(自然科学版), 2021, 42(6):807-813.
WANG XinGang, SHEN Qiang, HAN KaiZhong, et al. Aero-engines reliability analysis based on multivariate degradation modeling under competitive failure [J]. Journal of Northeastern University (Natural Science), 2021, 42(6):807-813(In Chinese).
- [16] LING M H, HU X W. Optimal design of simple step-stress accelerated life tests for one-shot devices under Weibull distributions [J]. Reliability Engineering & System Safety, 2020, 193:106630.