

DOI:10.16356/j.1005-2615.2020.04.008

考虑脆弱性的航空发动机剩余寿命预测

吴献彪, 蔡景

(南京航空航天大学民航/飞行学院, 南京, 211106)

摘要: 比例危险模型采用协变量的方式综合多个参数实现对系统的剩余寿命预测,已在航空发动机中得到了应用。然而由于传统比例危险模型是以假设多个研究样本独立同分布,即基本失效率相同为基础的,但对于航空发动机而言,由于运行环境和使用的不同,基本失效率存在差异。研究表明,忽略样本之间的差异会导致估计结果存在严重偏差。为此,本研究将引入用于表达样本之间非独立性的脆弱性概念,针对航空发动机,建立更具普遍性的脆弱性比例危险模型,首次应用于航空发动机的剩余寿命预测。通过实例表明,基于脆弱性比例危险模型得到的预测结果平均误差为 4.6%,而基于传统比例危险模型的预测结果平均误差为 6.9%,验证了脆弱性比例危险模型在航空发动机剩余寿命预测中的有效性。

关键词: 比例危险模型;脆弱性;牛顿-拉夫森迭代法;航空发动机;剩余寿命

中图分类号: V267

文献标志码: A

文章编号: 1005-2615(2020)04-0580-08

Remaining Useful Life Prediction of Aeroengine Considering Frailty

WU Xianbiao, CAI Jing

(College of Civil Aviation/College of Flight, Nanjing University of Aeronautics & Astronautics, Nanjing, 211106, China)

Abstract: The proportional hazard model uses multiple variables to synthesize multiple parameters to predict the remaining useful life of the system. However, because the traditional proportional hazard model is based on the assumption that multiple research samples are independent and identically distributed, that is, the basic failure rate is the same, but for aero engines, there are differences in basic failure rates due to different operating environments and uses. Studies have shown that ignoring differences between samples can lead to serious bias in the estimates. To this end, this study will introduce the concept of frailty that is used to express the non-independence between samples, and establish a more general vulnerability proportional hazard model for aircraft engines, which will be used for the first time to predict the remaining useful life of aircraft engines. The example shows that the average error of the prediction results based on the proportional hazard model with frailty is 4.6%, while the average error of the prediction results based on the traditional proportional hazard model is 6.9%, which verifies the effectiveness of the proportional hazard model with frailty in the prediction of the remaining useful life of aero engine.

Key words: proportional hazard model; frailty; Newton-Raphson iterative method; aeroengine; remaining useful life

航空发动机作为飞机的核心部件,其安全性一直受到广泛研究。随着健康管理理念应用于航空领域,剩余寿命预测作为其核心技术之一也得到应

用。准确的剩余寿命预测能够降低风险的发生,也为航空发动机维修计划的制定提供依据。剩余寿命的预测方法基本可以分为:基于数据分析的方法

基金项目: 南京航空航天大学研究生创新基地(实验室)开放基金(kfjj20190724)资助项目。

收稿日期: 2020-05-17; **修订日期:** 2020-06-18

通信作者: 蔡景,男,副教授, E-mail: caijing@nuaa.edu.cn。

引用格式: 吴献彪,蔡景. 考虑脆弱性的航空发动机剩余寿命预测[J]. 南京航空航天大学学报, 2020, 52(4): 580-587.
WU Xianbiao, CAI Jing. Remaining useful life prediction of aeroengine considering frailty[J]. Journal of Nanjing University of Aeronautics & Astronautics, 2020, 52(4): 580-587.

和基于建模仿真的方法^[1]。航空发动机作为典型的复杂系统,很难建立准确的物理模型,多数学者选择基于数据分析的方法进行航空发动机的寿命预测。黄亮等提出航空发动机退化数据存在多阶段问题,将退化前的排气温度裕度(Exhaust gas temperature margin, EGT_M)进行剩余寿命预测^[1]。刘君强等基于航空发动机的历史性能退化数据进行退化建模,采用EM算法得到参数的先验分布^[2]。Zhao等针对航空发动机失效数据样本很少的情况,提出一种数据融合的方法,基于贝叶斯理论进行剩余寿命的预测^[3]。随着机器学习技术的发展,神经网络等方法开始运用于剩余寿命预测^[4-6]。

上述学者均对航空发动机的剩余寿命进行了较为准确的预测,但也存在一定的缺陷。其中文献[1]和文献[2]分别采用EGT_M或起飞阶段排气温度偏差(Delta exhaust gas temperature, DEGT)作为特征参数进行预测,属于单参数预测,没有充分利用反映发动机性能衰退的其他重要参数,影响了预测效果。实际工程中采用单参数进行剩余寿命预测的一个重要原因是,除EGT_M和DEGT外,其他参数在维修记录中很少被记录,因此,为了开展基于多参数的发动机寿命预测,文献[5]通过C-MAPSS仿真得到包括风扇入口温度、低压压缩机进气道总温度等21个状态参数用于剩余寿命预测;文献[3]通过将相同或相似的历史监测数据进行融合的方式增加数据量;考虑到最小二乘支持向量机在小样本预测方面具有很好的推广性能,文献[6]运用最小二乘支持向量机算法建立预测模型,但存在着核函数参数难以确定和单参数预测的问题。仿真数据虽然能解决数据不充分的问题,但仿真不可能完全模拟真实的使用环境和性能状态,在仿真基础上建立的寿命预测方法不能完全适用于实际情况。

为了解决发动机剩余寿命预测中的多参数问题,比例危险模型作为一种能分析多个性能参数即协变量与剩余寿命的关系模型,且具有不要求估计的生存分布类型等优点,自1972年提出以来便得到广泛应用^[7-8],并被很多学者引入到航空发动机的剩余寿命预测中。文献[8]通过建立失效率函数来分析多个协变量对发动机性能的影响,并对航空发动机的剩余寿命进行预测。文献[9]在文献[8]的基础上,基于Just In Time理念对飞机APU的备件进行了优化。左洪福等基于比例危险模型分析了多个参数对航空发动机性能的影响^[10]。郭建等提出将机会维修和基于状态维修结合,用比例危险模型得出的部件剩余寿命作为制定维修策略的依据^[11]。

比例危险模型虽然考虑了多个协变量对航空发动机剩余寿命的影响,但比例危险模型假设个体之间相互独立,即个体的基本失效率相同。实际上,样本数据往往是非独立的,比如同一型号的不同航空发动机由于航线、运行环境的不同,个体的基本失效率必然不同。在选择同一型号的不同航空发动机失效数据进行建模时,不同航空发动机数据之间也一定存在相关性。文献[12]最早将这种相关性称为脆弱性,也有文献将其称为异质性。文献[13]将个体之间的这种非独立性解释为不同环境条件下,环境变量的相互作用产生的随机效应。事实上,忽略数据之间的相关性,得到的失效率函数存在偏高的趋势^[14-16]。近年来,国内学者也开始对脆弱性进行研究,但多集中在医学领域。林静等在假设脆弱性因子的先验分布为伽马分布的前提下,运用Gibbs抽样的马尔科夫链蒙特卡洛方法模拟仿真^[16]。考虑到EM算法能够表达不可观测变量的影响,王汜茹提出用EM算法来估计脆弱性比例危险模型的参数^[17]。但是,EM算法的效果受到给定初始解的影响,容易陷入局部最优^[17-19]。研究表明,只有当脆弱性分布函数期望为1时,模型才可以估计,并且期望为1和具有有限方差的任一正连续分布都可以作为脆弱性的分布函数^[19-20]。目前,脆弱性因子的分布函数主要包括伽马分布、逆高斯分布和对数正太分布等。林静等提出不论是选择何种分布函数对脆弱性因子建模都能够很好地表达个体之间的相关性^[16]。文献[21]和文献[22]讨论了脆弱性因子服从伽马分布的情况,说明了伽马分布能够减少模型参数估计的困难,因此伽马分布得到了更多的运用。

本文在假设脆弱性因子服从伽马分布的基础上,通过选择具有代表性的实际监测数据建立脆弱性比例危险模型,然后运用牛顿-拉夫森迭代法进行参数估计。最后,将脆弱性比例危险模型运用于航空发动机的剩余寿命预测,将脆弱性比例危险模型和传统比例危险模型剩余寿命预测的结果进行比较,以表明基于脆弱性比例危险模型开展寿命预测的优越性。

1 脆弱性比例危险模型

部件的失效一般而言是内外部因素共同作用的结果。航空发动机作为典型的复杂系统,其性能的退化更是与多种因素相关。比例危险模型由于能够分析多个因素和部件性能退化的关系而广泛运用于部件寿命的预测,一般化的比例危险模型的失效率函数为

$$\lambda(t|Z(t)) = \lambda_0(t) \cdot \exp(\gamma Z(t)) = \lambda_0(t) \cdot \exp(\gamma_1 Z_1(t) + \gamma_2 Z_2(t) + \dots + \gamma_p Z_p(t)) \quad (1)$$

式中: Z 表示协变量, γ 为协变量系数, $\lambda_0(t)$ 表示基本失效率。

失效率函数定义为:在 t 时刻设备没有发生故障,给定时间增加量 Δt ($\Delta t > 0$),当 Δt 趋近于0时,在区间 $(t, \Delta t + t)$ 出现故障的概率。失效率函数 $\lambda(t)$ 可以表示为

$$\lambda(t) = \frac{P(T < t + \Delta t | t < T)}{\Delta t} = \frac{f(t)}{R(t)} \quad (2)$$

式中: $f(t)$ 表示概率密度函数; $R(t)$ 表示可靠度函数。

比例危险模型基于基本失效率是否可知分为全参数、半参数比例危险模型。由于民航发动机寿命一般服从威布尔分布,因此全参数威布尔比例危险模型可以表示为^[9]

$$\lambda(t|Z(t)) = \lambda_0(t) \cdot \exp(\gamma Z(t)) = \frac{\beta}{\eta} \left(\frac{t}{\eta}\right)^{\beta-1} \cdot \exp(\gamma Z(t)) \quad (3)$$

由于极大似然函数中存在伽马形式的函数,假设脆弱性因子服从伽马分布,可以省去多个脆弱性因子的估计而大大减少计算量(具体推导过程见第2节)。期望为1,方差为 θ 的伽马分布概率密度函数为

$$L(u, \beta, \eta, \gamma) = \left(\prod_{i=1}^n \prod_{j=1}^{m_i} \int_0^{+\infty} f(u_i) du \cdot \lambda(t_{ij}; \beta, \eta, \gamma, u_i)^{\delta_{ij}} R(t_{ij}; \beta, \eta, \gamma, u_i) \right) = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^{m_i} \int_0^{+\infty} \lambda(t_{ij}; \beta, \eta, \gamma, u_i)^{\delta_{ij}} \cdot R(t_{ij}; \beta, \eta, \gamma, u_i) \cdot f(u_i) du \quad (7)$$

式中: δ_{ij} 取0或1, $\delta_{ij} = 0$ 表示截尾, $\delta_{ij} = 1$ 表示失效。将极大似然函数取对数,得到一般比例危险模

$$\ln L(u, \beta, \eta, \gamma) = \ln \left(\prod_{i=1}^n \prod_{j=1}^{m_i} \int_0^{+\infty} f(u_i) du \cdot \lambda(t_{ij}; \beta, \eta, \gamma, u_i)^{\delta_{ij}} R(t_{ij}; \beta, \eta, \gamma, u_i) \right) = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^{m_i} \ln \left(\int_0^{+\infty} \lambda(t_{ij}; \beta, \eta, \gamma, u_i)^{\delta_{ij}} \cdot R(t_{ij}; \beta, \eta, \gamma, u_i) \cdot f(u_i) du \right) \quad (8)$$

由于式(8)中积分形式复杂,将

$$\begin{cases} Z = 1/\theta + \sum_{j=1}^{m_i} H(t_{ij}) \cdot \exp(\gamma z_{ij}(t_{ij})) \\ H(t_{ij}) = (t_{ij}/\eta)^\beta \end{cases} \quad \text{代入式} \quad (8), \text{得到}$$

$$\ln L(u, \beta, \eta, \gamma, \theta) =$$

$$f(u_i) = \frac{u_i^{(1/\theta-1)} \cdot \exp\left(-\frac{u_i}{\theta}\right)}{\Gamma\left(\frac{1}{\theta}\right) \cdot (\theta)^{\frac{1}{\theta}}} \quad (4)$$

脆弱性比例危险模型可以表示为

$$\lambda(t_{ij}|Z(t_{ij})) = \lambda_0(t_{ij}) \cdot \exp(\gamma Z(t_{ij})) \cdot u_i = \frac{\beta}{\eta} \left(\frac{t_{ij}}{\eta}\right)^{\beta-1} \cdot \exp(\gamma Z(t_{ij})) \cdot u_i \quad (5)$$

式中: u_i 表示第 i 个航空发动机的脆弱性因子; j 表示第 i 个航空发动机的第 j 个数据样本。这里将每个发动机分别看成一组,当选择同型号的不同航空发动机失效数据进行建模时,数据之间存在相关性,为第 i 个航空发动机分配一个脆弱性因子 u_i ,同一个发动机的数据脆弱性因子相同,因此脆弱性因子也称为共享脆弱性因子。

2 参数估计

本文选择极大似然函数估计方法对脆弱性比例模型的协变量以及脆弱性因子进行估计,为了得到似然函数表达式,首先需要确定脆弱性比例危险模型的可靠度函数。可靠度函数表示为

$$R(t_{ij}) = \exp\left(-\int_0^{t_{ij}} \lambda(s) ds\right) = \exp\left(-\int_0^{t_{ij}} \frac{\beta}{\eta} \left(\frac{s}{\eta}\right)^{\beta-1} ds \cdot \exp(\gamma Z_{ij}(t_{ij})) \cdot u_i\right) \quad (6)$$

因此,根据式(6)可得对应的极大似函数为

型的对数极大似然函数为

$$\sum_{i=1}^n \ln \left(\frac{\prod_{j=1}^{m_i} \lambda(t_{ij}; \beta, \eta, \gamma, u_i)^{\delta_{ij}}}{z^{1/\theta + d_i} \theta^{1/\theta} \Gamma(1/\theta)} \times \int_0^{+\infty} (zu_i)^{1/\theta + d_i - 1} \exp(-zu_i) d(zu_i) \right) \quad (9)$$

式中 θ 为伽马分布的参数。根据伽马函数性质可以得到

$$\int_0^{+\infty} (zu_i)^{1/\theta+d_i-1} \cdot \exp(-zu_i) d(zu_i) = \Gamma(1/\theta + d_i) \tag{10}$$

因此,式(9)可进一步表示为

$$\ln L(u, \beta, \eta, \gamma, \theta) = \sum_{i=1}^n \ln \left[\frac{\prod_{j=1}^{m_i} \lambda(t_{ij}; \beta, \eta, \gamma, u_i)^{\delta_{ij}}}{z^{1/\theta} \theta^{1/\theta} \Gamma(1/\theta)} \int_0^{+\infty} (zu_i)^{1/\theta-1} \exp(-zu_i) d(zu_i) \right] =$$

$$\sum_{i=1}^n \ln \left(\Gamma(d_i + 1/\theta) \prod_{j=1}^{m_i} \lambda(t_{ij}; \beta, \eta, \gamma, u_i)^{\delta_{ij}} \right) - \sum_{i=1}^n \ln \left((1/\theta + \sum_{j=1}^{m_i} \left(\frac{t_{ij}}{\eta}\right)^\beta \exp(\gamma z_{ij}(t_{ij})))^{1/\theta+d_i} \theta^{1/\theta} \Gamma(1/\theta) \right) \tag{11}$$

式中 d_i 表示第 i 组发动机中失效数据的个数。

简化后的式(11)不包括脆弱性因子 u_i , 待估计的参数包括 $\beta, \eta, \gamma, \theta$ 。考虑到牛顿-拉夫森迭代法的收敛速度快, 选择牛顿-拉夫森迭代法进行求解。对式(11)求各个参数的一阶偏导数, 得到雅可比 (Jacobian) 矩阵为

$$f(x) = \left[\frac{\partial(\ln L(\beta, \eta, \gamma, \theta))}{\partial \beta} \quad \dots \quad \frac{\partial(\ln L(\beta, \eta, \gamma, \theta))}{\partial \theta} \right] \tag{12}$$

对式(11)各个参数求二阶偏导数, 得到海森 (Hessian) 矩阵为

$$F(x) = \begin{bmatrix} \frac{\partial^2(\ln L(\beta, \eta, \gamma, \theta))}{\partial \beta^2} & \dots & \frac{\partial^2(\ln L(\beta, \eta, \gamma, \theta))}{\partial \theta \partial \beta} \\ \vdots & & \vdots \\ \frac{\partial^2(\ln L(\beta, \eta, \gamma, \theta))}{\partial \beta \partial \theta} & \dots & \frac{\partial^2(\ln L(\beta, \eta, \gamma, \theta))}{\partial \theta^2} \end{bmatrix} \tag{13}$$

式中 $x = [\beta, \eta, \gamma, \theta]$, 即待估计的参数。

确定初始参数值 $x_0 = [\beta_0, \eta_0, \gamma_0, \theta_0]$, 代入式(14)进行迭代。

$$x_{(n+1)} = x_{(n)} - (F^{-1}(x_n)) f(x_n) \quad n = 0, 1, 2, 3, \dots \tag{14}$$

当 x_{m+1} 与 x_m 的差值很小时, 迭代停止, 得到参数估计值。

3 案例分析

为了验证本文提出的脆弱性比例危险模型的有效性, 选择某型号发动机的拆换记录, 见表 1。性能参数包括: DEGT、GWFM(燃油消耗量偏差)、GPCN25(高压转子转速偏差)、ZVB1F(低压转子振动值偏差)、ZVB2R(高压转子振动值偏差)、EGTHDM(排气温度裕度)。图 1 表示的是发动机各个参数随时间变化的曲线, 具体数据见表 2。从图 1 可以看出, 虽然各个参数与时间之间没有很强的函数关系, 但是各个参数还是随时间变化而波动, 表明了选择上述参数的合理性。

进一步地, 为了说明 25 台发动机数据之间存在相关性。表 3 给出了部分相关系数。当相关系数 $R \in [0.3, 0.5)$, 表示低相关性; $R \in [0.5, 0.8)$, 表示中度相关; $R \in [0.8, 1)$, 表示高度相关。表 3 中, 149 号与 664 号, 270 号与 608 号等发动机数据之间存在高度相关性, 说明了数据之间的非独立性。

基于牛顿-拉夫森迭代法, 得到各个参数的估计值见表 4。图 2(a) 和图 2(b) 分别为比例危险模型和脆弱性比例危险模型参数估计的收敛图, 横坐标表示算法运行次数, 纵坐标表示第 i 次与第 $i+1$ 次结果的误差。当误差小于 0.000 1

表 1 发动机拆换记录

Table 1 Aero engine replacement record

SN	LOW/h	δ	DEGT/°C	GWFM/%	GPCN25/%	ZVB1F/%	ZVB2R/%	EGTHDM/°C
149	4 055	0	11.43	3.104	1.497 7	0.798 5	0.240	16.51
149	7 095	1	9.122	3.371	1.783 2	0.313 8	0.457	9.277
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
271	3 282	0	22.68	7.579	2.123 4	0.644 9	0.991	-10.37
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
664	2 751	0	7.767	7.798	2.117 5	0.861 9	0.457	18.26
664	5 264	1	10.00	5.780	1.537 8	0.106 7	0.552	3.731

注:一共包括 25 台发动机共 45 条数据, SN 表示编号, LOW 表示拆换时间。

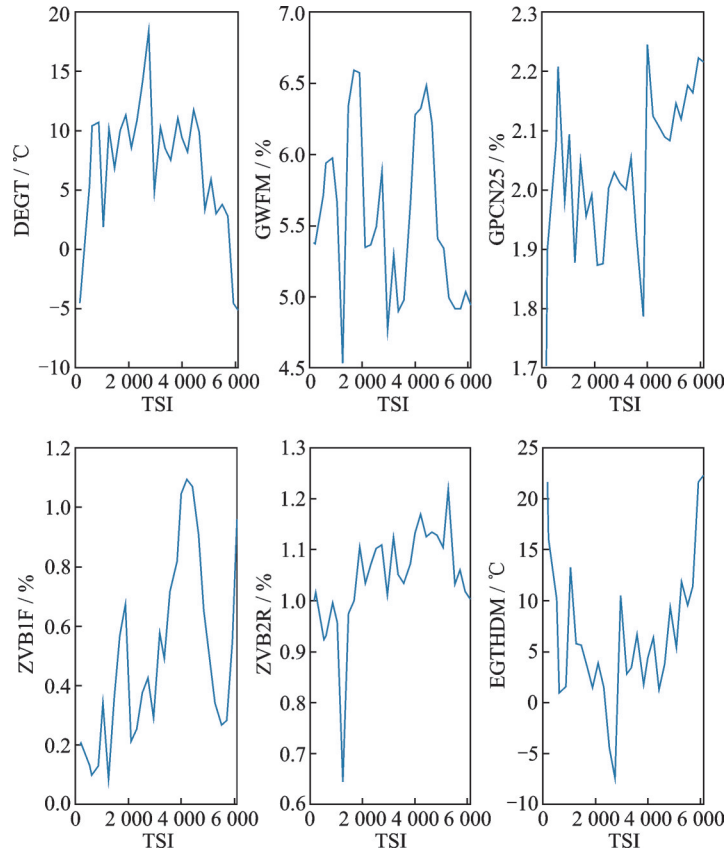


图1 参数变化图

Fig.1 Parameter change diagram

表2 某发动机状态变化趋势

Table 2 Trends of changes in the status of an engine

TSI	DEGT / °C	GWFM / %	GPCN25 / %	ZVB1F / %	ZVB2R / %	EGTHDM / °C
161	-4.537	5.38	1.704 0	0.200 0	1.000 0	21.639 6
191	-3.541	5.372	1.898 7	0.208 0	1.016 4	16.099 3
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
2 000	1.704	6.778	2.549 9	0.600 0	1.000 0	13.836 5
2 104	8.578	5.347	1.873 5	0.211 4	1.033 7	3.896 7
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮

表3 数据之间的相关系数

Table 3 Correlation coefficient between data

SN	149	270	243	⋯	608	663	664
149	1	0.48	0.42	⋯	0.35	0.37	0.92
270	0.48	1	0.49	⋯	0.91	-0.47	0.22
243	0.42	0.49	1	⋯	0.22	-0.04	0.3
⋮	⋮	⋮	⋮	⋯	⋮	⋮	⋮
608	0.35	0.91	0.25	⋯	1	-0.66	0.10
663	0.37	-0.47	-0.04	⋯	-0.66	1	0.62
664	0.92	0.22	0.3	⋯	0.10	0.62	1

表4 参数估计结果

Table 4 Parameter estimation results

参数	脆弱性PH模型	传统PH模型
β	1.999 8	2.127 9
η	2 940.23	2 403.6
γ_1	-0.052 9	-0.004 9
γ_2	0.351 1	-0.138 9
γ_3	-3.334 3	0.099 6
γ_4	-0.644 4	-0.032 5
γ_5	-3.656	-3.655
γ_6	0.018 2	-0.018 7
θ	0.152	

时,得到参数估计结果。为了得到失效率函数与时间 t 的关系,将发动机的状态变化数据(表2)拟合,获得各个参数与时间的函数关系,结果见表5。

为了选择合适的拟合方式,引入决定系数来判断各拟合度。决定系数公式见式(15)。决定系数

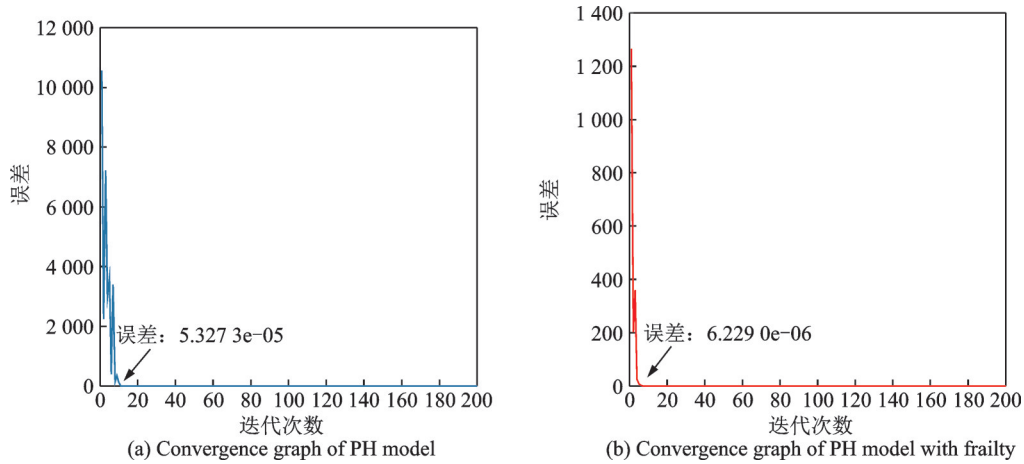


图 2 收敛图

Fig.2 Convergence graph

表 5 发动机各个参数拟合结果

Table 5 Fitting results of various engine parameters

类型 参数	一次拟合	二次拟合	三次拟合
DEGT	$P_1 = -0.013$ $P_2 = 9.883$	$P_1 = -9.35e-07$ $P_2 = 0.005\ 9$ $P_3 = 1.116$	$P_1 = 2.886e-10$ $P_2 = -3.97e-06$ $P_3 = 0.014\ 33$ $P_4 = -3.639$
GWFM	$P_1 = 0.000\ 1$ $P_2 = 5.403$	$P_1 = 5.154e-08$ $P_2 = 0.000\ 3$ $P_3 = 5.887$	$P_1 = 3.3e-11$ $P_2 = -2.85e-07$ $P_3 = 0.000\ 7$ $P_4 = 5.359$
GPCN25	$P_1 = 0.001$ $P_2 = 1.837$	$P_1 = 1.796e-08$ $P_2 = -6.171e-05$ $P_3 = 2.005$	$P_1 = 5.603e-12$ $P_2 = -4.095e-08$ $P_3 = 0.000\ 1$ $P_4 = 1.913$
ZVB1F	$P_1 = 0.001$ $P_2 = 0.088$	$P_1 = 6.019e-09$ $P_2 = 0.000\ 101\ 3$ $P_3 = 0.145\ 1$	$P_1 = 8.478e-12$ $P_2 = -8.313e-08$ $P_3 = 0.000\ 35$ $P_4 = 0.005\ 5$
ZVB2R	$P_1 = 0$ $P_2 = 1.026\ 2$	$P_1 = -1.713e-08$ $P_2 = 0.000\ 13$ $P_3 = 0.865\ 5$	$P_1 = -6.204e-12$ $P_2 = 4.811e-08$ $P_3 = -5.489e-05$ $P_4 = 0.967\ 8$
EGTHDM	$P_1 = 0.001\ 7$ $P_2 = 2.569\ 8$	$P_1 = 1.193e-06$ $P_2 = -0.007\ 425$ $P_3 = 13.75$	$P_1 = -3.004e-10$ $P_2 = 4.351e-06$ $P_3 = -0.016\ 2$ $P_4 = 18.7$

R^2 越接近1,表示拟合效果越好。

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_i (y_i - f_i)^2}{\sum_i (y_i - \bar{y})^2} \quad (15)$$

式中: y 表示实际值, f 表示预测值, \bar{y} 表示平均值。

表 6 给出了 4 种拟合方式下,各个参数对应的决定系数。从表 6 中可以看出,拟合次数越高,决定系数越大。其中,三次拟合和四次拟合决定系数基本一致,三次拟合能够很好地描述时间与各参数的函数关系,这里也就不再对更高次的拟合方式进行讨论。因此,选择三次拟合方式获得时间与各个参数的函数关系。将三次拟合得到的各个参数与时间的函数关系代入式(5)中,得到只含有未知参数 t 时脆弱性因子的失效率函数表达式。其中,将表 3 中估计得到的参数再代入式(8)中,可计算得到脆弱性因子估计值。剩余寿命的平均

值为

$$E(T_i) = \int_0^{+\infty} R_i(u) d(u) = \int_t^{+\infty} \frac{R(t+u)}{R(t)} du \quad (16)$$

表 6 拟合方式的决定系数

Table 6 Coefficients of determination for fitting methods

类型 参数	一次拟合	二次拟合	三次拟合	四次拟合
DEGT	0.164 8	0.337 2	0.391 7	0.371 9
GWFM	0.080 7	0.112 1	0.137 7	0.139 7
GPCN25	0.423 3	0.468 9	0.478 2	0.479 2
ZVB1F	0.554 4	0.556 2	0.563 7	0.602 9
ZVB2R	0.011 24	0.198 5	0.250 5	0.264 3
EGTHDM	0.190 2	0.362 9	0.386 1	0.386 1

图 3 给出了在不同预测点脆弱性比例危险模型的概率密度函数。表 7 和表 8 分别给出了脆弱性比例危险模型和比例危险模型在不同时间点预测

的平均剩余寿命。从表 7 和表 8 可以得出:脆弱性比例危险模型的平均误差为 4.6%,比例危险模型的平均误差为 6.9%,在考虑脆弱性的情况下,剩余寿命预测平均误差更低。

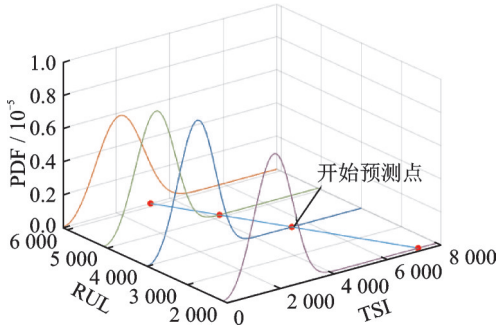


图 3 概率密度函数

Fig.3 Probability density function

表 7 脆弱性比例危险模型 RUL 预测

Table 7 RUL prediction of the proportional hazard model with frailty

预测点	预测的 RUL/ 实际的 RUL/		误差/%
	h	h	
2104	559 7	589 6	5.07
3998	377 3	400 2	5.7
5081	300 4	291 9	-2.9
6114	179 7	188 6	4.7

表 8 比例危险模型 RUL 预测

Table 8 RUL prediction of proportional hazard model

预测点	预测的 RUL/ 实际的 RUL/		误差/%
	h	h	
2104	558 1	589 6	5.3
3998	377 2	400 2	5.7
5081	260 8	291 9	10.7
6114	199 6	188 6	-5.8

图 4 中分别给出了建模所采用的数据样本为 20、30、35 和 45 条时的传统比例危险模型和脆弱性比例危险模型失效率曲线。其中,红色曲线表示不考虑脆弱性的传统比例危险模型的失效率函数,绿色曲线表示脆弱性比例危险模型的失效率曲线。

从图 4 可以看出:数据样本很少时,估计得到的脆弱性比例危险模型失效率更高,这是因为数据样本之间虽然存在相关性,但数据样本量少,没有体现出数据之间的相关性。随着数据样本量的不断增多,估计得到的传统比例危险模型失效率开始高于脆弱性比例危险模型失效率。因此,不考虑脆弱性,比例危险模型存在着失效率估计偏高的问题,这与文献[14]的研究结论一致。

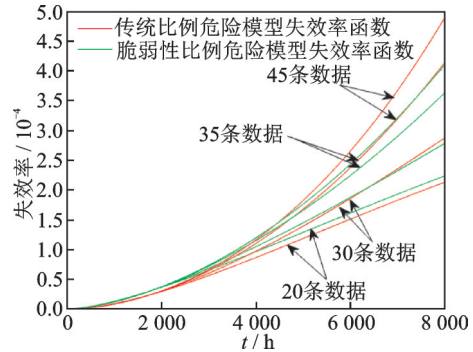


图 4 失效率对比

Fig.4 Failure rate comparison

4 结 论

针对航空发动机样本之间存在的非独立性问题,采用脆弱性表示样本之间的相关性,建立了用于寿命预测的航空发动机脆弱性比例危险模型。通过假设脆弱性因子服从期望为 1 的伽马分布,推导了极大似然函数,给出了基于牛顿-拉夫森迭代法的参数估计方法。

通过实际案例验证了脆弱性比例危险模型的有效性,提高了航空发动机剩余寿命预测的准确性;通过失效率曲线对比,验证了结论的正确性。本研究成果不仅解决了航空发动机的小样本问题,而且提高了基于多参数的剩余寿命预测的准确性。

参考文献:

- [1] 黄亮,刘君强,贡英杰.基于一致性检验的航空发动机剩余寿命预测[J].系统工程与电子技术,2018,40(12):121-127.
HUANG Liang, LIU Junqiang, GONG Yingjie. Residual life prediction of aeroengines based on the consistency test[J]. Journal of Systems Engineering and Electronics, 2018, 40(12): 121-127.
- [2] 刘君强,谢吉伟,左洪福,等.基于随机 Wiener 过程的航空发动机剩余寿命预测[J].航空学报,2015,36(2):564-574.
LIU Junqiang, XIE Jiwei, ZUO Hongfu, et al. Residual lifetime prediction for aeroengines based on Wiener process with random effects[J]. Chinese Journal of Aeronautics, 2015, 36(2): 564-574.
- [3] ZHAO Shenkun. Remaining useful life estimation of mechanical systems based on the data-driven method and Bayesian theory[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2018, 54(12): 115.
- [4] YOU G, PARK S, OH D. Real-time state-of-health estimation for electric vehicle batteries: A data-driven approach[J]. Applied Energy, 2016, 176: 92-103.
- [5] 车畅畅,王华伟,倪晓梅,等.基于多尺度排列熵和长短时记忆神经网络的航空发动机剩余寿命预测[J].

- 交通运输工程学报,2019,19(5): 106-115.
- CHE Changchang, WANG Huawei, NI Xiaomei, et al. Residual life prediction of aeroengine based on multi-scale permutation entropy and LSTM neural network[J]. Journal of Traffic and Transportation Engineering, 2019,19(5): 106-115.
- [6] 马小骏,任淑红,左洪福,等.基于LS-SVM算法和性能可靠性的航空发动机在翼寿命预测方法[J].交通运输工程学报,2015,15(3): 96-104.
- MA Xiaojun, REN Shuhong, ZUO Hongfu, et al. Prediction method of aero-engine life on wing based on LS-SVM algorithm and performance reliability[J]. Journal of Traffic and Transportation Engineering, 2015, 15(3): 96-104.
- [7] 倪现存,左洪福,陈凤腾,等.民机周转备件预测方法[J].南京航空航天大学学报,2009,41(2): 253-256.
- NI Xiancun, ZUO Hongfu, CHEN Fengteng, et al. Civil aircraft rotatable spare part forecasting[J]. Journal of Nanjing University of Aeronautics & Astronautics, 2009, 41(2): 253-256.
- [8] 戎翔.民航发动机健康管理中的寿命预测与维修决策方法研究[D].南京:南京航空航天大学,2008.
- RONG Xiang. Research on life prediction and maintenance decision method in civil aviation engine health management[D]. Nanjing: Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2008.
- [9] 董平. APU系统的状态监测与维修决策研究[D].南京:南京航空航天大学,2018.
- DONG Ping. Research on condition monitoring and maintenance decision of APU system[D]. Nanjing: Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2018.
- [10] 左洪福,张海军,戎翔.基于比例风险模型的航空发动机视情维修决策[J].航空动力学报,2006,21(4): 716-721.
- ZUO Hongfu, ZHANG Haijun, RONG Xiang. Condition based aero-engine maintenance decision method using proportional hazards model[J]. Journal of Aerospace Power, 2006, 21(4): 716-721.
- [11] 郭建,徐宗昌,孙寒冰.基于比例风险模型的装备机会维修阈值优化[J].计算机集成制造系统,2017(12): 65-72.
- GUO Jian, XU Zongchang, SUN Hanbing. Opportunistic maintenance threshold optimization of equipment based on proportional hazard model[J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2017(12): 65-72.
- [12] KHAN S A, KHOSA S K. Generalized log-logistic proportional hazard model with applications in survival analysis[J]. Journal of Statistical Distributions and Applications, 2015, 3(1): 16.
- [13] VAUPEL J W, STALLARD M E. The impact of heterogeneity in individual frailty on the dynamics of mortality[J]. Demography, 1979, 16(3): 439-454.
- [14] SAHU S K, DEY D K. A comparison of frailty and other models for bivariate survival data[J]. Lifetime Data Analysis, 2000, 6(3): 207-228.
- [15] 王宁宁,徐淑一.威布尔脆弱性比例危险模型的等级似然估计和应用[J].中山大学学报(自然科学版),2014,53(5): 39-46.
- WANG Ningning, XU Shuyi. The estimation and application for cox model with Weibull frailty via hierarchical-likelihood [J]. Acta Scientiarum Naturalium Universitatis Sunyatseni, 2014, 53(5): 39-46.
- [16] 林静,韩玉启,朱慧明,等.基于MCMC稳态模拟的Weibull回归模型及其可靠性应用[J].系统仿真学报,2006,18(5): 1161-1163.
- LIN Jing, HANG Yuqi, ZHU Huiming, et al. Weibull regression model based on MCMC and its application in reliability [J]. Journal of System Simulation, 2006, 18(5): 1161-1163.
- [17] 王汜茹.双删失数据下共享脆弱性模型半参数有效估计[D].合肥:中国科学技术大学,2017.
- WANG Siru. Semiparametric estimation for shared-frailty models with doubly-censored data[D]. Hefei: University of Science and Technology of China, 2017.
- [18] 郝玉梅.利用EM算法估计寿命模型中的参数[J].电子科技,2016,29(8): 68-69.
- HAO Yumei. Parameters for the lifetime estimating model by EM algorithm[J]. Electronic Science and Technology, 2016, 29(8): 68-69.
- [19] GUO G, GERMÁN R. Estimating a multivariate proportional hazards model for clustered data using the EM algorithm, with an application to child survival in guatemala[J]. Journal of the American Statistical Association, 1992, 87(420): 969-976.
- [20] 朱玉,梅杨,李杰,等. Cox比例风险Frailty模型简介与软件实现[J].中国卫生统计,2014(3): 161-163.
- ZHU Yu, MEI Yang, LI Jie, et al. Introduction and software implementation of Cox proportional risk framework model[J]. Chinese Journal of Health Statistics, 2014(3): 161-163.
- [21] KEIDING N, ANDERSEN P K, KLEIN J P. The role of frailty models and accelerated failure time models in describing heterogeneity due to omitted covariates [J]. Statistics in Medicine, 1997, 16(2): 215-224.
- [22] ELBERS C, RIDDER G. True and spurious duration dependence: The identifiability of the proportional hazard model [M]. [S.l.]: Interscience Publishers, 1982.