

文章编号:1671-1637(2015)03-0092-09

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

马小骏¹,任淑红²,左洪福¹,文振华³

(1. 南京航空航天大学 民航学院,江苏 南京 210016; 2. 郑州航空工业管理学院 航空工程系,
河南 郑州 450015; 3. 郑州航空工业管理学院 机电工程学院,河南 郑州 450015)

摘要:以航空发动机的实际性能监测数据为基础,建立了时变性能退化模型,并进行了性能趋势预测。根据监测数据中大量与在翼寿命紧密相关的信息,分析了性能退化过程与失效分布函数之间的关系,得到了给定可靠度下的航空发动机在翼寿命。以航空发动机的实际在翼寿命为基础,利用K-S拟合检验方法对在翼寿命分布模型进行检验,采用最小二乘支持向量机确定了模型参数。结合性能退化趋势,计算了修正后的航空发动机在翼寿命,并以6台PW4000航空发动机为案例进行实例验证。分析结果表明:当正则化参数分别为25、37、28、40、27与35时,6台PW4000航空发动机的实际在翼寿命依次为6 921、7 160、7 820、8 490、8 498、6 921循环,对应的在翼寿命预测值依次为6 534、6 726、7 378、7 940、9 103、6 534循环,最大相对误差为0.071 190,最小相对误差为0.055 917,平均相对误差为0.060 824,可见,提出的方法可以很好地满足工程实际需要。

关键词:航空发动机;在翼寿命;性能可靠性;时间序列;Weibull分布;最小二乘支持向量机
中图分类号:V267 **文献标志码:**A

Prediction method of aero-engine life on wing based on LS-SVM algorithm and performance reliability

MA Xiao-jun¹, REN Shu-hong², ZUO Hong-fu¹, WEN Zhen-hua³

(1. School of Civil Aviation, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, Jiangsu, China;
2. Department of Aeronautical Engineering, Zhengzhou Institute of Aeronautical Industry Management,
Zhengzhou 450015, Henan, China; 3. School of Mechatronics Engineering, Zhengzhou Institute of
Aeronautical Industry Management, Zhengzhou 450015, Henan, China)

Abstract: Based on the monitoring data of practical performance for aero-engine, the degradation model of time-varying performance was established, and the performance trend was predicted. According to the much information related to aero-engine life on wing in the monitoring data, the relation between the performance degradation process and the failure distribution function was analyzed, and the aero-engine life on wing under a given reliability was obtained. Based on the practical life data on wing for aero-engine, the distribution model of life on wing was tested by using K-S fitting test method, and the model parameters was determined by using least squares-support vector machine (LS-SVM). Combined with the performance degradation trend, the revised life on wing for aero-engine was calculated, and example verification on six PW4000 aero-

收稿日期:2015-01-17

基金项目:国家自然科学基金项目(51105344);航空科学基金项目(2012ZB55003);河南省高等学校青年骨干教师资助计划项目(2014GGJS-104);河南省高等学校重点科研项目(14A590001)

作者简介:马小骏(1962-),男,陕西绥德人,南京航空航天大学工学博士研究生,从事飞机健康管理与维修决策研究。

导师简介:左洪福(1959-),男,湖南茶陵人,南京航空航天大学教授。

engines was carried out. Analysis result shows that when regularization parameters are 25, 37, 28, 40, 27 and 35 respectively, the practical lives on wing for six PW4000 aero-engines are 6 921, 7 160, 7 820, 8 490, 8 498, 6 921 cycles in order, while the corresponding prediction values are 6 534, 6 726, 7 378, 7 940, 9 103, 6 534 cycles in order. The maximum relative error is 0.071 190, the minimum relative error is 0.055 917, and the mean relative error is 0.060 824. The practical engineering requirement can be commendably satisfied by using the proposed method. 4 tabs, 16 figs, 25 refs.

Key words: aero-engine; life on wing; performance reliability; times series; Weibull distribution; LS-SVM

Author resumes: MA Xiao-jun(1962-), male, doctoral student, +86-25-84890647, maxiaojun@comac.cc; ZUO Hong-fu(1959-), male, professor, +86-25-84891098, rms@nuaa.edu.cn.

0 引言

基于在翼寿命预测来驱动维修与保障,不仅能保障飞行安全,而且为制定最优的维修方案提供依据,以此来提高航空公司对民机的健康管理能力。但由于民机各个子系统均具有高可靠性的特点,其失效样本数据少,尤其是航空发动机。长期以来,航空发动机的可靠性评估与在翼寿命预测都是航空发动机健康管理研究的热点。航空发动机结构复杂,寿命长,可靠性高,失效数据少,很难利用传统的可靠性理论方法进行分析。

目前,对于航空发动机可靠性评估与在翼寿命预测的研究的主要包括以下3类。第1类从传统可靠性的角度出发,利用失效数据进行分析,戎翔等讨论了在小样本情况下,利用Bayesian方法预测了航空发动机的在翼寿命^[1-2];侯甲栋等根据莱康明发动机的维护数据,利用Minitab统计分析软件探讨了通用航空发动机在翼寿命件失效时间分布规律^[3];陈国栋等在综合分析了国外军、民用航空发动机关键件定寿方法与延寿方法的基础上,采用预定安全循环寿命法计算了轮盘的安全在翼寿命,并分别运用改进的统计法和简化的风险模型进行了轮盘延寿的计算和分析^[4]。第2类从性能可靠性的角度出发,利用航空发动机的性能监测数据进行分析,白芳等利用航空发动机的气路性能数据,分析了航空发动机的性能变化趋势,建立了关于可靠性的在翼寿命预测方法^[5-6];孙绍辉等针对潜在故障的特点,利用随机滤波理论建立了航空发动机的剩余在翼寿命预测模型^[7];彭鸿博等针对航空发动机的性能监控,根据起飞EGTM数据的定义及其估算方法,并利用起飞EGTM数据预测了航空发动机的剩余在翼寿命^[8];王华伟等结合航空发动机不同失效模式与数据特点,利

用Bayesian线性模型融合状态监测信息,建立航空发动机性能退化轨迹模型,预测了不同性能退化情况下的航空发动机剩余在翼寿命^[9]。第3类从航空发动机的失效机理出发,利用失效物理模型进行分析,Lu等利用Paris模型,对裂纹疲劳数据进行了研究,建立了裂纹的退化轨道模型,并推断出相应的失效时间^[10];Place等针对直升飞机传动装置,结合Paris模型,建立了相应的退化失效模型^[11-13]。

当针对航空发动机这一特殊研究对象时,利用传统可靠性理论进行可靠性分析,容易造成较大误差,但性能监测数据却很丰富,并且在这些监测信息中隐含着大量与在翼寿命有关的信息。性能可靠性理论的基本思想正是充分利用性能退化数据确定航空发动机性能的退化规律,并通过统计推断对模型的参数进行估计以确定航空发动机的退化量统计模型,然后根据退化量统计模型确定航空发动机的退化失效模型^[14]。基于以上分析,本文首先利用最小二乘支持向量机(Least Squares-Support Vector Machine, LS-SVM)算法对性能时间序列进行研究,并建立时变退化模型,预测性能发展趋势;利用可靠性理论,建立了性能可靠性模型;考虑收集到的在翼寿命数据有限,利用改进的Weibull分布建立了航空发动机在翼寿命分布模型,得到航空发动机平均在翼寿命;结合性能可靠性模型,得到基于性能退化的航空发动机在翼寿命。

1 基于LS-SVM算法的性能可靠性预测方法

1.1 LS-SVM算法

Suykens等于1999年首先提出了LS-SVM算法,从损失函数的角度出发,在标准SVM算法的基础上,采用误差平方项作为目标函数,并采用线性等式

形式代替二次规划问题作为约束条件,提高了建模速度^[15-19]。在 LS-SVM 算法中,线性系统为 KKT (Karush-Kuhn-Tucker) 系统,运用这种系统可降低计算的复杂性,比较适合对小样本系统进行预测^[20-25]。

LS-SVM 算法是对标准 SVM 算法的改进,主要是改变了约束条件,回归模型的具体描述如下。

给定样本为 (x_i, y_i) , $x_i (i=1, 2, \dots, l)$ 为输入向量 \mathbf{x} 的第 i 个元素,即模型的第 i 个输入量, y_i 为对应的输出量, l 为样本容量。 \mathbf{x} 的回归函数为

$$f(\mathbf{x}) = \mathbf{w}\boldsymbol{\varphi}(x_i) + b \quad (1)$$

式中: \mathbf{w} 为系数向量; b 为偏移值; $\boldsymbol{\varphi}(x_i)$ 为非线性映射。

在 LS-SVM 算法中,回归问题的目标就是确定最优的回归函数 $f(\mathbf{x})$,使得 $f(\mathbf{x})$ 尽可能以较大概率正确回归未知的输入量,因此,回归问题对应的优化函数为

$$\min J = \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 + \frac{\mu}{2} \sum_{i=1}^l e_i^2 \quad (2)$$

约束条件为

$$y_i = \mathbf{w}\boldsymbol{\varphi}(x_i) + b + e_i \quad (3)$$

式中: J 为函数 $f(\mathbf{x})$ 对应的目标函数; μ 为正则化参数; e_i 为第 i 个样本的预测值与实际值之间的误差。

目标函数 J 对应的 Lagrange 函数 L 为

$$L = J - \sum_{i=1}^l \alpha_i [\mathbf{w}\boldsymbol{\varphi}(x_i) + b + e_i - y_i] \quad (4)$$

式中: α_i 为第 i 个样本的 Lagrange 乘子。

根据 KKT 系统的计算条件,当 $\frac{\partial L}{\partial \mathbf{w}} = 0$ 时,可求得

$$\mathbf{w} = \sum_{i=1}^l \alpha_i \boldsymbol{\varphi}(x_i) \quad (5)$$

当 $\frac{\partial L}{\partial b} = 0$ 时,可求得

$$\sum_{i=1}^l \alpha_i = 0 \quad (6)$$

当 $\frac{\partial L}{\partial e_i} = 0$ 时,可求得

$$\mu e_i - \alpha_i = 0 \quad (7)$$

当 $\frac{\partial L}{\partial \alpha_i} = 0$ 时,可求得

$$\mathbf{w}\boldsymbol{\varphi}(x_i) + b + e_i - y_i = 0 \quad (8)$$

通过消除变量 \mathbf{w}, e_i , 可以得到简化方程为

$$\begin{bmatrix} 0 & \mathbf{A} \\ \mathbf{A}^T & \boldsymbol{\Omega} + \frac{1}{\mu} \mathbf{I} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} b \\ \boldsymbol{\alpha}^T \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ \mathbf{y}^T \end{bmatrix} \quad (9)$$

$$\Omega_{ij} = K(x_i, x_j) \quad (10)$$

式中: \mathbf{A} 为 l 维单位行向量; \mathbf{I} 为单位矩阵; Ω_{ij} 为 $l \times l$ 矩阵 $\boldsymbol{\Omega}$ 的第 i 行第 j 列元素; $K(x_i, x_j)$ 为核函数

($j=1, 2, \dots, l$); $\mathbf{y}, \boldsymbol{\alpha}$ 分别为由 y_i, α_i 构成的 l 维输出向量与乘子向量。

因为式(9)为非奇异线性系统,所以可以得到 b 和 α_i 的估计值,从而得到 LS-SVM 的回归模型为

$$f(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^l \alpha_i K(x_i, x_j) + b \quad (11)$$

在 LS-SVM 算法中, $K(x_i, x_j)$ 为满足函数矩阵为半正定要求的核函数。目前常用的核函数有多项式核函数、径向基核函数和双曲正切核函数,由于本文要利用 LS-SVM 算法对时间序列预测方法进行优化,所以本文采用多项式核函数。

1.2 基于时间序列的性能退化模型

应用 LS-SVM 算法对航空发动机性能的时间序列进行预测的具体步骤见图 1。

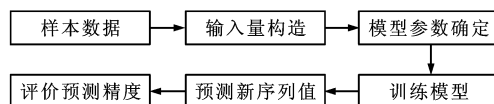


图 1 预测流程

Fig. 1 Prediction flow

Step 1: 输入量的构造。由于原始的航空发动机性能实测数据是一组一维的时间序列观测值,要对其进行相空间重构,因此,需要确定 LS-SVM 算法的训练样本容量、相空间重构的嵌入维数和延迟时间,构造输入量和输出量。

Step 2: 确定模型参数。在 LS-SVM 算法中,需要确定的参数包括核函数的参数与正则化参数。不同的核函数对应的参数不同,对于多项式核函数需要确定多项式的阶数。

Step 3: 训练回归参数。对 LS-SVM 算法中的参数进行回归训练,构造核函数矩阵方程,并进行求解,计算得到 Lagrange 乘子和偏移值,获得回归函数。

Step 4: 预测新的序列值。当由 LS-SVM 算法确定相关的参数后,输入预测量可得到预测值。

Step 5: 预测性能的评价。预测性能的评价主要体现在对预测精度的评价,分析预测误差,同时,评价计算效率。

2 基于改进 Weibull 分布的航空发动机在翼寿命预测模型

2.1 可靠性数据的收集与分析

为了正确评价航空发动机及其子系统的可靠性,需要收集和分析现场可靠性数据。通过对失常或故障现象的统计获得现场可靠性数据。现场可靠性数据具有其自身的特点:真实性、不确定性、非连

续性、不全面性,因此,在收集可靠性数据时,一定要做到准确、完整、及时、有效、经济。初步分析可靠性数据,基本方法包括经验法或直方图法判断分布规律,得出经验分布函数。可靠性数据的初步分析可以为进一步建立故障分布模型提供基本信息,初步分析的结果可以用来选择统计模型。

2.2 在翼寿命分布模型的检验

在通过初步分析之后,需要通过统计推断方法确定准确的在翼寿命分布模型和具体参数值,需要进行模型检验和参数估计。模型检验的目的就是对于失效数据列而言,确保所拟合模型的恰当性,所用依据是拟合优度检验。拟合优度检验的解析法主要有 χ^2 检验与K-S检验。本文采用K-S拟合检验方法,将数据划分在 k 个连续的区间内,在第 ξ 个区间的右端点处,观察的累积分布函数为 F_ξ ,计算的期望累积分布函数为 F'_ξ ,并令 $D_\xi = |F_\xi - F'_\xi|$,则K-S拟合检验的统计量 D 为

$$D = \max\{D_1, D_2, \dots, D_\xi, \dots, D_k\} \quad (12)$$

对于给定的置信水平,如果 D 值小于某一临界值,接受该拟合模型。对于含有不同量失效数据的样本而言,不同的样本容量对应于不同的临界值。

2.3 建模过程

由于航空发动机是一类非常复杂的工程系统,包含了很多高可靠性与长寿命的系统和部件,即使获得了部分系统与部件的失效数据样本,其样本容量也是很小的,因此,航空发动机的在翼寿命预测面临着小样本的问题,而如前所述,LS-SVM算法在小样本预测方面具有很好的推广性能,所以利用LS-SVM算法建立了在翼寿命分布参数预测模型,最终得到航空发动机在翼寿命分布函数。基于改进Weibull分布的在翼寿命分布模型的建立流程见图2。

Step 1:确定经验分布函数。首先按照大小顺序将 m 个样本数据进行排列,然后利用中位秩估计式计算累积失效概率密度

$$\rho(u_s) = \frac{s - 0.3}{m - 0.4} \quad (13)$$

式中: $\rho(u_s)$ 为在翼寿命为 u_s ($s=1, 2, \dots, m$)时的累积失效概率密度; s 为样本序号。

在确定了失效概率密度之后,可得到频数分布

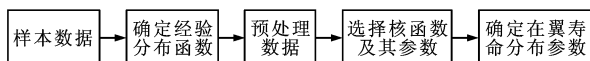


图2 建模过程

Fig. 2 Modeling process

直方图,初步确定经验寿命分布函数类型。

Step 2:数据的预处理。为了计算方便,需根据经验分布类型,对分布函数进行线性转换。假设经验分布函数服从Weibull分布,则在翼寿命为 u_s 的累积失效概率分布函数为

$$F(u_s) = 1 - \exp\left[-\left(\frac{u_s}{\eta}\right)^\beta\right] \quad (14)$$

式中: β 为形状参数; η 为特征在翼寿命。

取2次对数运算后,变为简单的线性回归模型

$$r = \beta x - q \quad (15)$$

$$\ln\{-\ln[1 - F(u_s)]\} = r \quad (16)$$

$$\ln(u_s) = \tau \quad (17)$$

$$\beta \ln(\eta) = q \quad (18)$$

将样本值代入式(17),并结合中位秩估计式(13)最终获得 m 组数据 $(\tau_1, r_1), (\tau_2, r_2), \dots, (\tau_m, r_m)$, $\tau_1 \sim \tau_m$ 为LS-SVM算法的输入量, $r_1 \sim r_m$ 为LS-SVM算法的输出量。

Step 3:选择LS-SVM算法中的核函数及其参数。选择合适的核函数以及确定最优的模型参数是保证LS-SVM算法具有很好的推广性能的关键,一般通过交叉验证方法来确定核函数的参数。

Step 4:寿命分布参数的确定。通过求解LS-SVM算法中的回归直线的斜率,求得形状参数 β 的估计值,并求得特征寿命 η 的估计值 $\hat{\eta}$,即为在翼寿命。

3 计算结果分析

为了验证本文在翼寿命预测方法的有效性,选取PW4000航空发动机进行研究,该型号航空发动机是美国Platt Whitney公司生产的民用高涵道比轴流式涡轮风扇航空发动机,主要装备于B767-200、A310飞机。本文以上海航空公司的PW4000航空发动机机队的在翼寿命数据为基础,对改进的Weibull分布模型进行了实例验证,其中用于确定LS-SVM算法参数的32台航空发动机在翼寿命训练样本数据见图3。

同时,选取其中的6台航空发动机从2002年至2007年共6年的EGTM数据,见表1~4,记100、200、300、400、500、600、700、800、900、1 000循环为工况1,1 100、1 200、1 300、1 400、1 500、1 600、1 700、1 800、1 900、2 000循环为工况2,2 100、2 200、2 300、2 400、2 500、2 600、2 700、2 800、2 900、3 000循环为工况3,3 100、3 200、3 300、

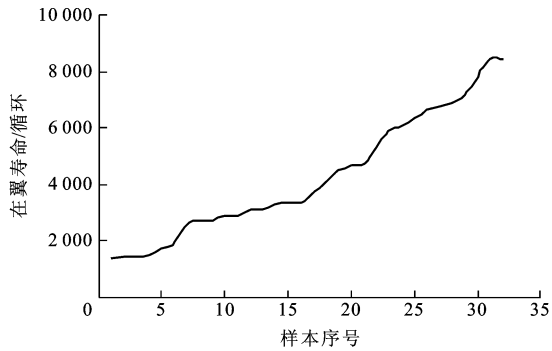


图 3 PW4000 航空发动机在翼寿命

Fig. 3 Lives on wing for PW4000 aero-engines

3 400、3 500、3 600、3 700、3 800、3 900、4 000 循环为工况 4。

表 1 工况 1 EGTM 数据

Tab. 1 EGTM data under condition 1 $^{\circ}\text{C}$

航空发动机 序号	循环									
	100	200	300	400	500	600	700	800	900	1 000
1	65	63	61	59	57	55	53	51	49	51
2	59	57	55	53	51	49	49	49	43	45
3	67	66	64	63	61	39	39	39	39	34
4	45	36	54	60	60	58	57	56	54	53
5	56	56	56	56	56	56	56	56	56	56
6	49	48	50	52	54	61	54	54	54	52

表 2 工况 2 EGTM 数据

Tab. 2 EGTM data under condition 2 $^{\circ}\text{C}$

航空发动机 序号	循环									
	1 100	1 200	1 300	1 400	1 500	1 600	1 700	1 800	1 900	2 000
1	58	56	54	57	55	54	53	53	55	55
2	49	49	49	49	49	49	49	49	43	38
3	38	42	46	51	51	53	55	56	56	56
4	52	50	49	48	47	45	44	43	41	40
5	56	56	56	56	56	56	56	56	56	56
6	51	50	48	47	46	45	44	42	41	40

3.1 基于改进 Weibull 分布的在翼寿命分布模型

首先通过中位秩估计式得到各样本对应的在翼寿命 u_s 的累积失效概率密度 $\rho(u_s)$, 计算得到 32 个在翼寿命数据样本, 在翼寿命频数分布见图 4。利用中位秩估计获得 m 组数据, 利用 10 折交叉验证方法得到正则化参数为 28, 阶数为 1, 即可求得发动机失效分布中未知参数 β 、 q 的估计值 $\hat{\beta}$ 、 \hat{q} 分别为 10.279、89.520, 进一步可求得 η 的估计值 $\hat{\eta}$ 为 6 105.1 循环, 最终得到航空发动机的可靠度函数,

表 3 工况 3 EGTM 数据

Tab. 3 EGTM data under condition 3 $^{\circ}\text{C}$

航空发动机 序号	循环									
	2 100	2 200	2 300	2 400	2 500	2 600	2 700	2 800	2 900	3 000
1	55	55	54	53	56	56	56	56	56	56
2	40	43	46	32	32	32	32	32	38	45
3	54	52	50	49	47	45	44	42	40	38
4	39	37	36	36	36	36	36	36	36	36
5	56	56	56	56	56	56	56	56	56	56
6	39	38	36	35	34	33	32	30	29	28

表 4 工况 4 EGTM 数据

Tab. 4 EGTM data under condition 4 $^{\circ}\text{C}$

航空发动机 序号	循环									
	3 100	3 200	3 300	3 400	3 500	3 600	3 700	3 800	3 900	4 000
1	56	41	37	33	57	52	34	34	34	29
2	40	38	23	23	23	23	20	17	14	10
3	37	35	33	32	30	28	27	25	25	25
4	36	36	36	36	21	19	18	17	15	14
5	56	44	43	47	48	48	28	28	28	28
6	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27

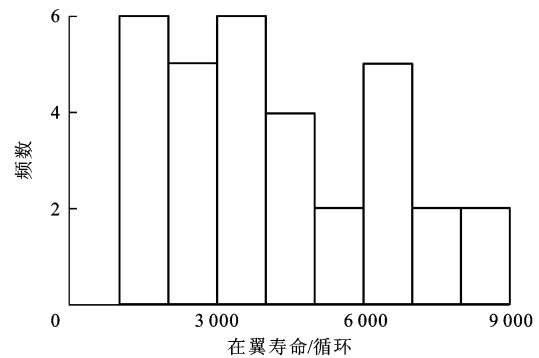


图 4 在翼寿命频数

Fig. 4 Frequencies of life on wing

通过求数学期望得到航空发动机的平均在翼寿命为 6 473 循环。

3.2 基于 LS-SVM 算法的在翼寿命预测

当得到航空发动机的性能状态后, 按照式(19)得到其性能可靠性分布函数, 给定可靠度水平 ϑ , 如果 $R(c) \geq \vartheta$, 则认为当前航空发动机处于安全状态。如果在预测过程中第 1 次出现 $R(c) < \vartheta$, 认为当前航空发动机失效, 此时刻即为航空发动机的在翼寿命, 可靠度的计算式为

$$R(c) = P\{Y(c) > 0\} = 1 - P\{Y(c) \leq 0\} = 1 - \Phi\left(\frac{0 - \sigma_1}{\sigma_2}\right) \quad (19)$$

式中: $R(c)$ 为使用循环为 c 时的航空发动机的可靠度; $Y(c)$ 为在使用循环为 c 时监测到的EGTM数据,服从均值为 σ_1 、标准差为 σ_2 的正态分布; $\Phi(\cdot)$ 为正态分布函数; $P\{Y(c)>0\}$ 为在使用循环为 c 时监测到的EGTM数据大于0时的概率; $P\{Y(c)\leq 0\}$ 为在使用循环 c 时监测到的EGTM数据小于等于0时的概率。

根据式(19)中条件可靠度的定义,计算得到相应的条件可靠度,6台航空发动机的可靠度曲线分别见图5~10。当可靠度不小于0.9时,通过对航空发动机EGTM数据进行趋势分析,预测航空发动机的在翼寿命,然后修正在翼寿命分布模型的计算结果。6台航空发动机的正则化参数分别为25、37、28、40、27、35,而阶数是通过比较线性与非线性时变参数退化量模型估计的平均平方预测误差和平均绝对预测误差确定的,6台航空发动机的阶数均为3。将6台航空发动机的实际在翼寿命与本文方法的计算值进行对比,结果分别见图11~16,6台航空发动机的实际在翼寿命依次为6 921、7 160、7 820、8 490、8 498、6 921循环,对应的在翼寿命计算值依次为6 534、6 726、7 378、7 940、9 103、6 534循环。通过计算相对误差得知,最大相对误差为0.071 190,最小相对误差为0.055 917,平均误差为0.060 824,可以很好地满足工程实际需要。

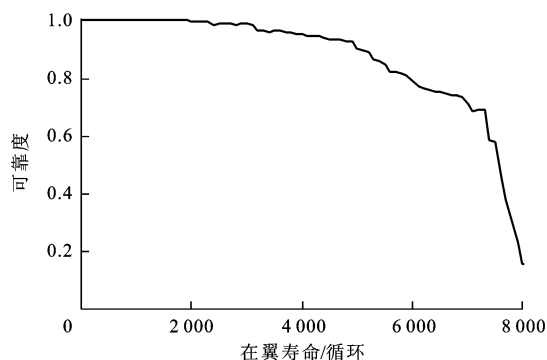


图5 航空发动机1的可靠度曲线
Fig. 5 Reliability curve of aero-engine 1

4 结 语

本文针对航空发动机的使用特点,建立了一种利用性能监测信息评估航空发动机在翼寿命的模型,充分利用状态监控数据与在翼寿命数据之间的相关性,结合性能可靠性理论,以6台PW4000航空发动机的EGTM数据为基础,建立了时变性能退化模型。利用PW4000航空发动机机队的32个在翼寿命数据,通过K-S拟合检验确定在翼寿命分布

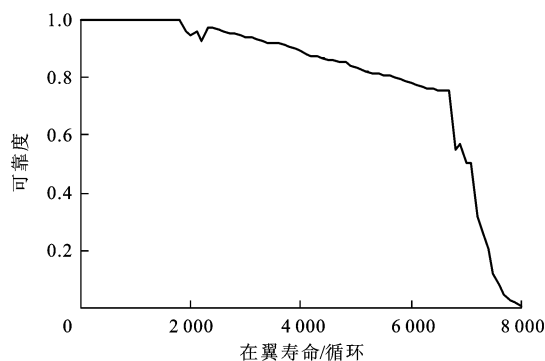


图6 航空发动机2的可靠度曲线
Fig. 6 Reliability curve of aero-engine 2

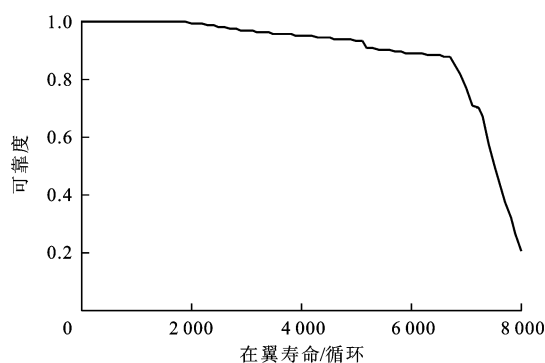


图7 航空发动机3的可靠度曲线
Fig. 7 Reliability curve of aero-engine 3

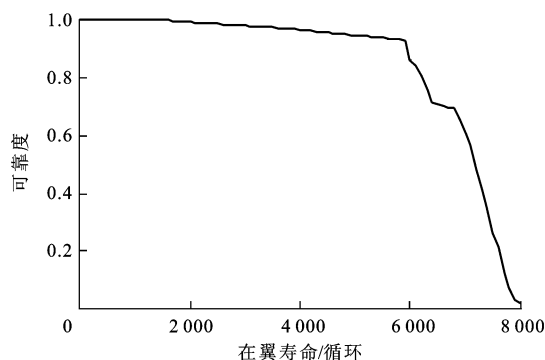


图8 航空发动机4的可靠度曲线
Fig. 8 Reliability curve of aero-engine 4

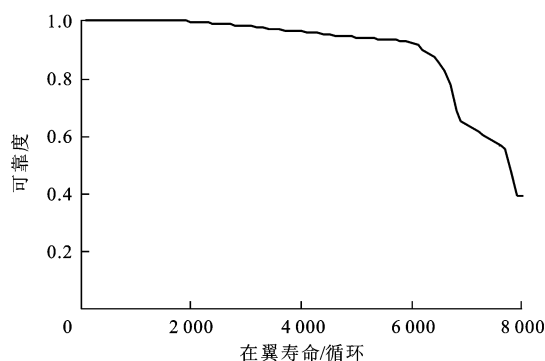


图9 航空发动机5的可靠度曲线
Fig. 9 Reliability curve of aero-engine 5

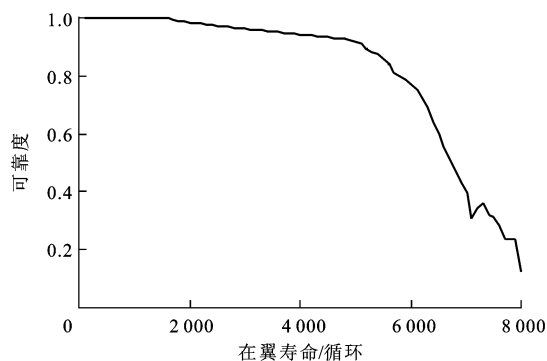


图 10 航空发动机 6 的可靠性曲线

Fig. 10 Reliability curve of aero-engine 6

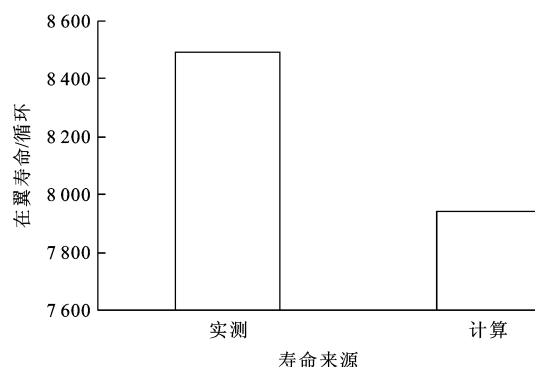


图 14 航空发动机 4 在翼寿命比较

Fig. 14 Comparison of lives on wing for aero-engine 4

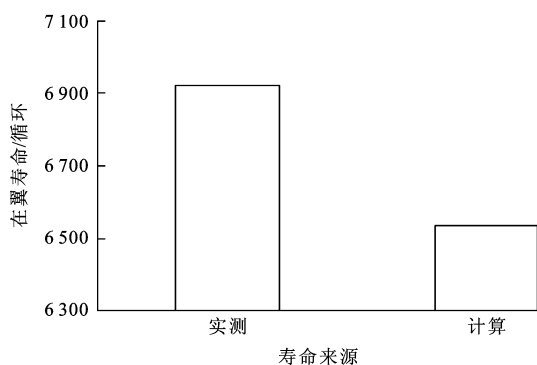


图 11 航空发动机 1 在翼寿命比较

Fig. 11 Comparison of lives on wing for aero-engine 1

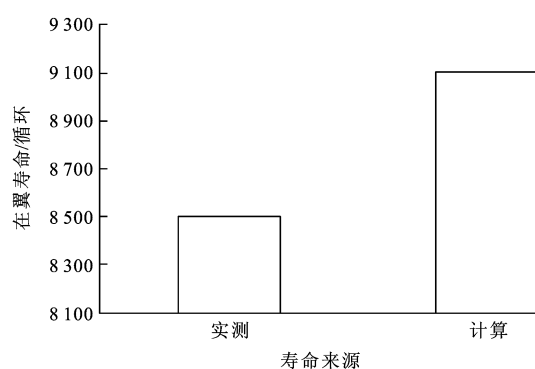


图 15 航空发动机 5 在翼寿命比较

Fig. 15 Comparison of lives on wing for aero-engine 5

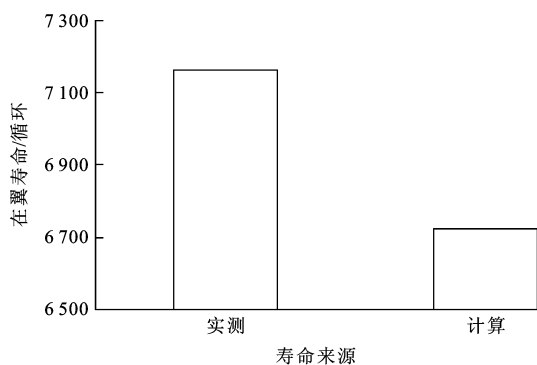


图 12 航空发动机 2 在翼寿命比较

Fig. 12 Comparison of lives on wing for aero-engine 2

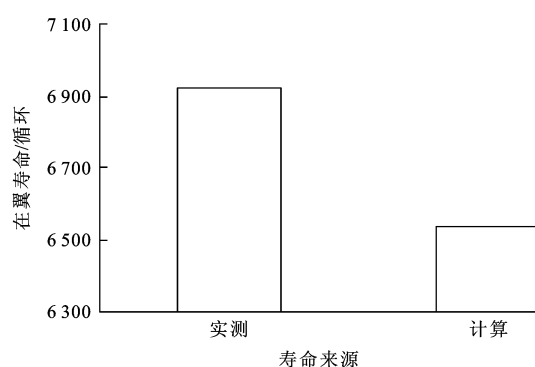


图 16 航空发动机 6 在翼寿命比较

Fig. 16 Comparison of lives on wing for aero-engine 6

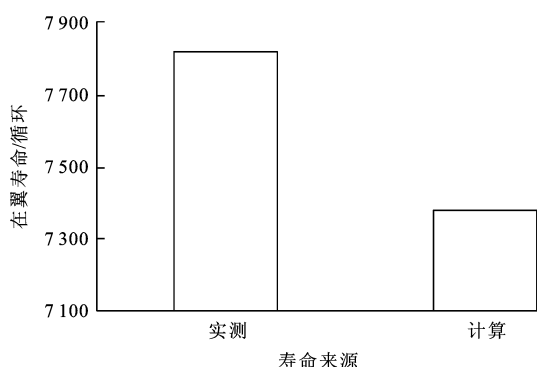


图 13 航空发动机 3 在翼寿命比较

Fig. 13 Comparison of lives on wing for aero-engine 3

模型为 Weibull 在翼寿命分布模型。结合性能退化趋势分析,得到航空发动机的修正后的在翼寿命,并与航空发动机的实际在翼寿命进行比较,平均相对误差控制在 0.060 824,可以很好地满足工程实际需要,为评估航空发动机的在翼寿命状态提供了一种新的方法,同时,为大型客机中类似的高可靠性子系统的寿命预测问题提供一种可参考的解决方法。尽管本文所采用的 LS-SVM 算法具有训练效率高、学习能力强等优点,但也有一定的局限性,当性能监测数据较少时,预测精度难以保证,而且预测精度会随着时间的增长而提高,后续需

要继续研究基于小样本的可靠性在翼寿命预测方法与提高预测精度。

参考文献:

References:

- [1] 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. Methods of life prediction and maintenance decision making in civil aero engine health management[D]. Nanjing: Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2008. (in Chinese)
- [2] 王烨, 左洪福, 蔡景, 等. 基于Bayesian推断和LS-SVM的发动机在翼寿命预测模型[J]. 南京理工大学学报, 2009, 37(6): 955-959.
WANG Ye, ZUO Hong-fu, CAI Jing, et al. Forecasting model of engine life on wing based on LS-SVM and Bayesian inference[J]. Journal of Nanjing University of Science and Technology, 2009, 37(6): 955-959. (in Chinese)
- [3] 侯甲栋, 闫锋, 李明. 基于Minitab的通用航空发动机寿命件可靠性分析方法[J]. 航空维修与工程, 2013(2): 74-76.
HOU Jia-dong, YAN Feng, LI Ming. Reliability analysis to life limit parts of general aviation engine based on Minitab[J]. Aviation Maintenance and Engineering, 2013(2): 74-76. (in Chinese)
- [4] 陈国栋, 邢雷, 赵明. 国外航空发动机关键件定寿和延寿方法分析[J]. 航空发动机, 2013, 39(5): 60-65.
CHEN Guo-dong, XING Lei, ZHAO Ming. Analysis of life deciding and life extending for aeroengine critical parts[J]. Aeroengine, 2013, 39(5): 60-65. (in Chinese)
- [5] 白芳, 左洪福, 任淑红, 等. 航空发动机拆换率平滑方法研究[J]. 航空动力学报, 2008, 23(10): 1821-1828.
BAI Fang, ZUO Hong-fu, REN Shu-hong, et al. Research on a smoothing method for engine removal rate[J]. Journal of Aerospace Power, 2008, 23(10): 1821-1828. (in Chinese)
- [6] 张营, 左洪福, 任淑红, 等. 一种航空发动机性能衰退预测的优化算法[J]. 中国机械工程, 2011, 22(9): 1009-1013.
ZHANG Ying, ZUO Hong-fu, REN Shu-hong, et al. Research on an algorithm for prediction of aeroengine performance deterioration[J]. China Mechanical Engineering, 2011, 22(9): 1009-1013. (in Chinese)
- [7] 孙绍辉, 王华伟, 李伟. 潜在故障期内航空发动机的剩余寿命预测[J]. 航空计算技术, 2012, 42(1): 8-11.
SUN Shao-hui, WANG Hua-wei, LI Wei. Predict residual useful life of aircraft engine during stage of potential failure[J]. Aeronautical Computing Technique, 2012, 42(1): 8-11. (in Chinese)
- [8] 彭鸿博, 刘孟萌, 王悦阁. 基于起飞排气温度裕度(EGTM)的航空发动机寿命预测研究[J]. 科学技术与工程, 2014, 14(16): 160-164.
PENG Hong-bo, LIU Meng-meng, WANG Yue-ge. Life prediction of engine based on take-off EGTM[J]. Science Technology and Engineering, 2014, 14(16): 160-164. (in Chinese)
- [9] 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 Hua-wei, GAO Jun, WU Hai-qiao. Residual remaining life prediction based on competing failures for aircraft engines[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2014, 50(6): 197-205. (in Chinese)
- [10] LU C J, MEEKER W Q. Using degradation measures to estimate a time-to-failure distribution[J]. Technometrics, 1993, 35(2): 161-174.
- [11] PLACE C S, SRURTT J E, ALLSOPP K, et al. Reliability prediction of helicopter transmission system using stress-strength interference with underlying damage accumulation[J]. Quality and Reliability Engineering International, 1999, 15(2): 69-78.
- [12] TAKED A, SUZUKI N. An empirical model for device degradation due to hot-carrier injection[J]. IEEE Electron Device Letters, 1983, 4(4): 111-113.
- [13] MEEKER W Q, LUVALLE M J. An accelerated life test model based on reliability kinetics[J]. Technometrics, 1995, 37(2): 133-146.
- [14] 赵建印. 基于性能退化数据的可靠性建模与应用研究[D]. 长沙: 国防科学技术大学, 2005.
ZHAO Jian-yin. Study on reliability modeling and applications based on performance degradation[D]. Changsha: National University of Defense Technology, 2005. (in Chinese)
- [15] SUYKENS J A K, VANDEWALLE J. Least squares support vector machine classifiers[J]. Neural Processing Letters, 1999, 9(3): 293-300.
- [16] 刘琦. 基于LS-SVM的时间序列预测方法及其应用研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2011.
LIU Qi. Research of time series prediction method and application based on LS-SVM[D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2011. (in Chinese)
- [17] 邹心遥, 姚若河. 支持向量机在小样本IC可靠性评估中的应用[J]. 华南理工大学学报: 自然科学版, 2009, 37(1): 22-26.
ZOU Xin-yao, YAO Ruo-he. Application of support vector machine to reliability evaluation of small-sample IC[J]. Journal of South China University of Technology: Natural Science Edition, 2009, 37(1): 22-26. (in Chinese)
- [18] 任淑红. 民航发动机性能可靠性评估与在翼寿命预测方法研究[D]. 南京: 南京航空航天大学, 2010.
REN Shu-hong. Research on methods of performance reliability assessments and life on wing prediction for civil aero engine[D]. Nanjing: Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2010. (in Chinese)
- [19] 王烨. 民机产品可靠性评估技术研究[D]. 南京: 南京航空航天大学, 2009.
WANG Ye. Research on technique of reliability assessments for civil aircraft products[D]. Nanjing: Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2009. (in Chinese)
- [20] 白芳. 民航发动机机群调度优化与视情维修决策方法

研究[D]. 南京:南京航空航天大学,2009.

BAI Fang. Methods of scheduling and condition based maintenance decision making in civil aero engine fleet[D]. Nanjing: Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2009. (in Chinese)

- [21] 郭新辰. 最小二乘支持向量机算法及应用研究[D]. 长春: 吉林大学, 2008.

GUO Xin-chen. Study on least square support vector machine algorithms and their applications[D]. Changchun: Jilin University, 2008. (in Chinese)

- [22] 程 丽. Kuhn-Tucker 条件的应用[J]. 宜春学院学报, 2005, 27(4): 22-23.

CHENG Li. Application of the Kuhn-Tucker conditions[J]. Journal of Yichun University: Natural Science, 2005, 27(4): 22-23. (in Chinese)

- [23] 关 山, 闫丽红, 彭 昶. LS-SVM 回归算法在刀具磨损量预

测中的应用[J]. 中国机械工程, 2015, 26(2): 217-222.

GUAN Shan, YAN Li-hong, PENG Chang. Application of regression algorithm of LS-SVM in tool wear prediction[J]. China Mechanical Engineering, 2015, 26(2): 217-222. (in Chinese)

- [24] 王国锋, 李启铭, 秦旭达, 等. 支持向量机在刀具磨损多状态监测中的应用[J]. 天津大学学报, 2011, 44(1): 35-39.

WANG Guo-feng, LI Qi-ming, QIN Xu-da, et al. Application of support-vector machine in tool wear of multi-stage monitoring[J]. Journal of Tianjin University, 2011, 44(1): 35-39. (in Chinese)

- [25] 鲍文磊. LS-SVM 的 GPU 高性能计算方法研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2012.

BAO Wen-lei. Research of efficient computing method on GPU-based LS-SVM[D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2012. (in Chinese)

(上接第 84 页)

262-268.

- [11] 徐 波, 唐海龙, 李行善. 基于 DTW 的涡扇发动机气路故障定量诊断方法[J]. 北京航空航天大学学报, 2004, 30(6): 524-528.

XU Bo, TANG Hai-long, LI Xing-shan. DTW based quantitative fault diagnosis of gas path component in turbofan[J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2004, 30(6): 524-528. (in Chinese)

- [12] ISLAM M S, HANNAN M A, BASRI H, et al. Solid waste bin detection and classification using dynamic time warping and MLP classifier[J]. Waste Management, 2014, 34(2): 281-290.

- [13] RATH T M, MANMATHA R. Word image matching using dynamic time warping[C]//IEEE. CVPR 2003. Now York: IEEE, 2003: 521-527.

- [14] TOMASI G, VAN DEN BERG F, ANDERSSON C. Correlation optimized warping and dynamic time warping as preprocessing methods for chromatographic data[J]. Journal of Chemometrics, 2004, 18(5): 231-241.

- [15] YU Da-ren, YU Xiao, HU Qing-hua, et al. Dynamic time warping constraint learning for large margin nearest neighbor classification[J]. Information Sciences, 2011, 181(13): 2787-2796.

- [16] 王振恒, 赵劲松, 李昌磊. 一种新的间歇过程故障诊断策略[J]. 化工学报, 2008, 59(11): 2837-2842.

WANG Zhen-heng, ZHAO Jin-song, LI Chang-lei. Novel

fault diagnosis strategy for batch chemical processes[J]. Journal of Chemical Industry and Engineering, 2008, 59(11): 2837-2842. (in Chinese)

- [17] RAMAKER H, VAN SPRANG E N M, WESTERHUIS J A, et al. Dynamic time warping of spectroscopic BATCH data[J]. Analytica Chimica Acta, 2003, 498(1/2): 133-153.

- [18] ARICI T, CELEBI S, AYDIN A S, et al. Robust gesture recognition using feature pre-processing and weighted dynamic time warping[J]. Multimedia Tools and Applications, 2014, 72(3): 3045-3062.

- [19] 王君伟, 范启富, 白凌云. 基于 DTW 的红外乘客计数系统[J]. 测控技术, 2008, 27(6): 32-35.

WANG Jun-wei, FAN Qi-fu, BAI Ling-yun. DTW based automatic passenger counting system using infrared sensors[J]. Measurement and Control Technology, 2008, 27(6): 32-35. (in Chinese)

- [20] HELWIG N E, HONG S, HSIAO-WECKSLER E T, et al. Methods to temporally align gait cycle data[J]. Journal of Biomechanics, 2011, 44(3): 561-566.

- [21] 高 剑, 张彩明, 孟祥旭, 等. 一种基于 DDTW 的三维碎片自动拼接方法[J]. 计算机学报, 2009, 32(2): 342-349.

GAO Jian, ZHANG Cai-ming, MENG Xiang-xu, et al. Automatic fragment reassembly method based on DDTW match[J]. Chinese Journal of Computers, 2009, 32(2): 342-349. (in Chinese)