

文章编号:1000-8055(2017)12-2862-10

doi:10.13224/j.cnki.jasp.2017.12.007

基于半马尔可夫模型的民用航空发动机 热端组件系统检查间隔优化

陆晓华, 左洪福

(南京航空航天大学 民航学院, 南京 211106)

摘 要: 根据采集的民用航空发动机热端组件系统检修信息和专家对系统退化状态的判别,在系统状态退化过程为离散半马尔可夫链过程的假设前提下,分别建立了基于专家估计数据、基于检查数据以及基于融合数据的各宏观退化状态驻留时间估计模型,并应用最大似然函数法和MCMC(Markov chain Monte Carlo)法对模型参数进行估计,得到基于不同数据源的各宏观退化状态下驻留时间估计值和状态转移系数,并以一定使用周期内的检修费用最优为目标建立状态转移概率模型,仿真得到3个典型宏观退化状态下的最优检查间隔分别为1750、350、70循环。该仿真结果与目前的民航运行生产工程实际情况非常接近,可以为民航运输企业的检修决策提供客户化的决策支持并提高经济效益。

关 键 词: 检查决策; 民用航空发动机; 热端组件系统; 半马尔可夫模型; 最优检查间隔; 检修信息

中图分类号: V37

文献标志码: A

Optimization of inspection interval for civil aero-engine hot-section subassembly system based on semi-Markov model

LU Xiaohua, ZUO Hongfu

(College of Civil Aviation,

Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 211106, China)

Abstract: According to the acquisition of inspection and maintenance information of civil aero-engine hot-section subassembly system and typical degradation state judgment by experts, the models of sojourn time estimation of each typical macro degradation state based on expert estimation opinion, inspection information and their fusion data were set up under the assumptions of the system state degradation process obeying a discrete semi-Markov chain. The methods of maximum likelihood estimation and MCMC (Monte Carlo Markov Chain) were applied to estimate the model parameters, the sojourn time and the state transition coefficients in each macro degradation state based on these three kinds of data. Meanwhile, the state transition probability models were built in a certain service cycle for optimal inspection and maintenance cost, and then the optimal inspection intervals in three typical macro degradation states, i. e. 1750, 350, 70 cycles were obtained by simulation. The results showed the optimal inspection intervals were relatively close to the reality situations in the civil aviation operation and production, providing the technical supports in the aspect of customer-oriented inspection and maintenance decision-making and improving economic benefits for civil avia-

收稿日期: 2016-09-17

基金项目: 国家自然科学基金(U1533202, 61403198)

作者简介: 陆晓华(1978—),男,博士生,主要从事可靠性与维修工程研究。

引用格式: 陆晓华,左洪福. 基于半马尔可夫模型的民用航空发动机热端组件系统检查间隔优化[J]. 航空动力学报,2017,32(12): 2862-2871. LU Xiaohua, ZUO Hongfu. Optimization of inspection interval for civil aero-engine hot-section subassembly system based on semi-Markov model[J]. Journal of Aerospace Power, 2017, 32(12): 2862-2871.

tion transport enterprises.

Key words: inspection decision-making; civil aero-engine;
hot-section subassembly system; semi-Markov model;
optimal inspection interval; inspection and maintenance information

民用航空发动机由于其热端组件(包括高压涡轮组件、燃烧室组件以及高压压气机)长期在高温高压下运行,结构低循环疲劳、热疲劳、腐蚀疲劳和高温蠕变等理化演变是热端部件产生各种损伤和寿命缩短的主要根源。目前发动机使用以镍基为主的高温材料,其疲劳/蠕变是涡轮组件和燃烧室组件产生各种损伤的主要机理,其主要损伤形式有裂纹、材料缺失、划痕和凹痕、涂层剥落、变形/烧伤/融化、氧化/变色、冷却孔堵塞等^[1-2]。孔探检查是发动机航线维护和热端部件损伤检查的重要工作,通过孔探仪、内窥镜及录像系统等检查设备存储的损伤图像或视频来描述部件的损伤尺寸,判断部件损伤程度,对比维修手册和工程经验,以确定下一次检修时机^[3]。从理论上讲,损伤检查的记录应该是各种定性、定量损伤测量指标的详尽集合。但从损伤检查结果的实际记录描述来看,航空器机务维修人员对于损伤未超标的叶片,损伤尺寸和损伤程度的描述基本上都略去,而对于损伤较为严重的部件,损伤描述相对详细些,主要描述不同损伤形式下的损伤长度、深度、面积(如裂纹、凹坑、涂层烧蚀/剥落),也有些损伤的定性描述(如烧伤/氧化颜色、变形、涂层剥落)^[4]。根据航空公司的调研反馈,解释了以上这种理论上与实践上发动机热端部件检修记录的显著差异:由涡轮等热端部件损伤引起的下发事件远远多于因性能退化和时寿件引起的下发事件。由于涡轮叶片等热端部件数量众多,每个热端部件都可能包含多种损伤模式和损伤形式,对于航线上的孔探工作人员来说,完整地检查一台发动机的所有涡轮叶片等热端部件的工时大概在 3~4 h,工作量大、工作强度高,且上一次检查到的损伤在下一次的检查中很难逐一复检和比对,实际情况往往是孔探检查发现损伤最严重或超标的部位并不是上一次孔探检查时损伤最严重的部位或者在上一次孔探检查时该部位根本就没有发现损伤,即损伤部件的持续跟踪检查机率很小。由于以上这些实际情况,航空公司应用木桶理论,在每次的孔探检查中找到“最短的木板”,即找到所有涡轮叶片中损伤程度最严重或最早超标的叶片,根据其损伤尺寸和维修手册中推荐的阈值,确定下次

检查间隔或非计划的下发时间。

以上分析中航空公司通过孔探等航线检查只关心涡轮叶片等热端部件中损伤最严重的部件并对照发动机维修手册执行相关复检和维修任务;如果其损伤尺寸超出维修手册中推荐的阈值,发动机相应的维修单元体就被拆解送修,在包修模式下(目前大部分航空公司采用的送修方式)将所有有损伤的热端部件全部更换,保证了发动机的安全运行,但是应用以上工程方法造成很多由涡轮叶片等热端部件损伤超标引起的非计划下发事件^[5]。从航空公司的角度来看,主要是控制由涡轮叶片等热端部件损伤引起的非计划下发事件,即通过由热端部件损伤引起的历史下发事件和孔探检查结果预测其剩余寿命、优化其检查间隔,提高发动机的运行安全;同时为提早备发/备件作准备,这对于航空公司整个机队的送修计划和运行调度具有重要的经济意义。

1 退化过程抽象化简述

从上述引言和发动机热端部件的检修实践可知,随着热端部件服役历程的增长,各部件均会发生性能退化。为防止各部件的直接失效,在热端部件运行过程中安排若干次的检查,并根据每次检查中损伤最严重部件的检查结果对照维修手册确定下一次的检查时机,直至损伤最严重热端部件的损伤扩展至维修阈值后进行下发送修,以保障发动机的持续安全运行。在发动机进厂进行拆解维修时,维修厂商将评估相关维修单元体的性能并更换所有有损伤的热端部件(包修模式下)。这种维修模式可以视作对发动机热端部件组成的组件系统的完全更新,因此可以将发动机的整个热端部件组件视为一个研究对象。

在发动机的每个运行周期内,检查间隔会随着热端部件损伤程度累积(也称为系统技术状态退化)逐渐缩短。尽管热端部件的损伤程度是连续变化的,但各种不同检查间隔对应的损伤程度却是离散的,即离散的系統退化状态决定了不同的检查间隔。因此,根据各热端部件的损伤程度确定系統离散化的退化状态是合理安排检查时机关键。鉴于实际检修记录中一般只记载热端部件

群中损伤最严重的部件描述,很难对某一热端部件的某一类损伤进行跟踪记录和趋势预测(由于损伤记录数据的高度稀疏性和强离散性),因此,本文将以每次检修中损伤最严重部件的损伤描述和维修手册中各热端部件的不同检查间隔对应的损伤阈值对系统进行退化状态的离散化,研究发动机热端部件系统在各离散化状态下的检查间隔及其优化方法。

2 半马尔可夫模型分析

2.1 状态离散化

系统退化离散状态的划分和确定依据是维修手册中不同检查间隔对应的损伤测量参数(如裂纹长度、烧伤面积、材料缺失面积等)阈值,假设发动机部件最大允许损伤下发时损伤尺寸阈值为 $l_{\max}$,其余不同允许损伤的尺寸阈值依次为 $l_p > l_{p-1} > \dots > l_1$,且 $l_{\max} > l_p$ ($1, 2, \dots, p-1, p$ 分别表示系统从低到高各允许损伤尺寸阈值对应的序数),令 $[0, l_1/l_{\max}), [l_1/l_{\max}, l_2/l_{\max}), \dots, [l_{p-1}/l_{\max}, l_p/l_{\max}), [l_p/l_{\max}, +\infty)$ 分别为系统的离散状态 $1, 2, \dots, p, p+1$ 。由于在热端部件运行和检查过程中当损伤指标达到最大阈值之前允许其继续运行,且只有当检查发现损伤指标达到或超出最大阈值时即进行更新替换,所以状态 $1, 2, \dots, p$ 均称为退化状态,而状态 $p+1$ 称为失效状态,系统的状态退化示意图如图 1 所示。正如前所述,由于发动机各热端部件各退化阶段的测量参数和划分阈值均不尽相同,因此本文中根据航线和车间的检查数据对发动机整个热端组件系统退化状态的划分依据是工程师的检修经验。

从图 1 中可以看到,退化状态 i ($1 \leq i \leq p$) 有一定的保留时间 $\tilde{T}_i$ ($\tilde{T}_i = T_i - T_{i-1}$, T_i 和 T_{i-1} 分

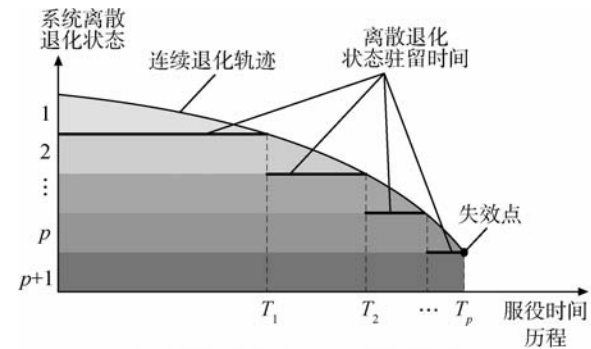


图 1 典型系统的状态退化示意图

Fig. 1 Schematic diagram of state degradation for typical system

别为系统从新开始运行到状态 i 和 $i-1$ 所经历的最长时间),称为状态驻留时间。显然, $\tilde{T}_i$ 是一个随机变量,具有一定的不确定性,可以用服从某一近似分布的概率函数进行描述。

2.2 半马尔可夫过程定义

设 $X(t)$ (t 为随机时间变量, $t > 0$) 是取值在离散状态空间 $D = \{1, 2, \dots\}$ 上的一个随机过程,若对于任意的自然数 n 及任意 n 个 $\{X(t), t \geq 0\}$ 时刻点 $0 \leq t_1 < t_2 < \dots < t_n$, 均有

$$P\{X(t_n) = e_n | X(t_1) = e_1, X(t_2) = e_2, \dots, X(t_{n-1}) = e_{n-1}\} = P\{X(t_n) = e_n | X(t_{n-1}) = e_{n-1}\} \quad (1)$$

则称 $\{X(t), t \geq 0\}$ 为离散状态空间 D 上的时间连续马尔可夫过程。式(1)中 $P\{\cdot | \cdot\}$ 表示条件状态概率值, $X(t_1), X(t_2), \dots, X(t_{n-1}), X(t_n)$ 分别表示系统在 $t_1, t_2, \dots, t_{n-1}, t_n$ 时刻的随机状态, $e_1, e_2, \dots, e_n$ 均为离散状态值,且 $e_1, e_2, \dots, e_n \in D$ 。如果又对随机时间变量 t 和 u ($u \geq 0$), 满足

$$P\{X(t+u) = j | X(u) = i\} = P_{ij}(t), \quad i, j \in D \quad (2)$$

式(2)与 u 无关,则称 $\{X(t), t \geq 0\}$ 为齐次马尔可夫过程。式(2)中 $X(t+u)$ 和 $X(u)$ 均为取值在离散状态空间 $D = \{1, 2, \dots\}$ 上的随机过程, $P_{ij}(t)$ 是系统(或过程)离开状态 i 经历时间 t 后进入状态 j 的概率,显然在状态空间 $\{1, 2, \dots, r\}$ 上有 $\sum_r P_{ij}(t) = 1$ 成立(r 为系统可能经历的最劣化状态值)。

令某系统的马尔可夫过程中 $\tilde{T}_i$ 为状态 i 的状态驻留时间,假设在 s 时刻($\tilde{T}_i > s$) 某系统处于状态 i ,则在 s 时刻后的 t 时间内该系统保持状态 i 的概率为 $P(\tilde{T}_i > s+t | \tilde{T}_i > s)$ 。由于该系统的马尔可夫特性,在 s 时刻后的 t 时间内该系统保持状态 i 的概率仅与状态 i 有关,而与时刻 s 无关,则有

$$P(\tilde{T}_i > s+t | \tilde{T}_i > s) = P(\tilde{T}_i > t) \quad s, t > 0 \quad (3)$$

式(3)表明 $\tilde{T}_i$ 具有无记忆性,必然服从指数分布,且由于系统的马尔可夫特性, $\tilde{T}_i$ 一定相互独立且服从指数分布。系统保持状态 i 的持续时间期望值为

$$E(\tilde{T}_i) = 1/\lambda_i \quad (4)$$

式中 λ_i 为系统离开状态 i 的转移系数。

根据中心极限理论,若干个独立同分布的指数分布的变量之和可以近似用一个 Gamma 函数

表示,马尔可夫过程中若干个退化状态持续时间(称为子状态 substate,服从指数分布)归并为一个典型的退化状态持续时间(称为物理状态 physical state,服从 Gamma 分布),若干个典型的

退化状态持续时间构成了整个系统的离散退化状态,即所谓的半马尔可夫过程(semi-Markov process)。一个维修周期内的半马尔可夫链示意图如图 2 所示,图中 L_i 为第 i 个微观状态。

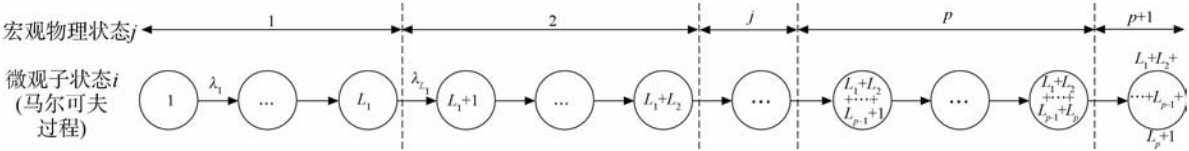


图 2 一个维修周期内的半马尔可夫过程图
Fig. 2 Semi-Markov process diagram in a service period

在图 2 所示的半马尔可夫链中,系统处于状态 i 的微分方程为 $\dot{P}(t) = P(t) \cdot A$,即

$$\frac{P_i(t + \Delta t) - P_i(t)}{\Delta t} = [P_{i-1}(t) \quad P_i(t)] \begin{bmatrix} \lambda_{i-1} \\ -\lambda_i \end{bmatrix} \tag{5}$$

式中 Δt 为时间增量, $P_i(t + \Delta t)$ 为系统在 $(t + \Delta t)$ 时刻处于状态 i 的概率, $P_{i-1}(t)$ 和 $P_i(t)$ 分别为系统在 t 时刻处于状态 $i - 1$ 和 i 的概率。对式 (5) 进行进一步处理,得到

$$P_i(t + \Delta t) = P_i(t)(1 - \lambda_i \Delta t) + P_{i-1}(t)\lambda_{i-1} \Delta t \tag{6}$$

根据文中第 2.1 节和第 2.2 节中对系统状态退化的定义和描述,系统的物理状态是指可观测并具有退化特征的(可测量)的一种表象。从微/宏观的角度来看,它是系统内部发生特征变化累积到一定程度后的宏观表现,因此可以认为系统的物理状态是一系列微观子状态(或称为微观子状态)的累积。根据相关文献的介绍和工程应用的实际验证^[6-7],一定离散化程度的系统退化状态满足马尔可夫过程的属性。因此,本文将这些离散化的微观子状态作为马尔可夫链的各个节点,并将若干微观子状态叠加形成多个可观测的物理状态,因此具有一定的理论科学性和工程意义。由于各微观子状态之间满足马尔可夫属性,所以各微观子状态的状态驻留时间满足指数分布,在此基础上形成的各物理状态驻留时间可以近似服从 Gamma 分布(即将系统的退化过程从指数分布的微观子状态一般马尔可夫链转换成 Gamma 分布的物理状态半马尔可夫链 semi-Markov process),这将作为后续各节分析计算的理论依据,并进行验证。从文献[8]中知道,一般用 3~4 个依次物理退化阶段和 1 个最终的失效点足以描述系统宏观退化过程,故本文后续的分析和案例

均以发动机工程师将收集到的退化数据按 3 个物理退化阶段进行整理和归类为基础,并对发动机的热端部件系统进行检查间隔优化。

3 状态驻留时间分布建模

一般而言,系统处于各退化状态的持续时间分布参数需要大量的可靠性数据和各状态的准确观测数据进行估计。但从航空公司的实际航线检修记录数据来看,热端部件或系统的可靠性数据很少且很难持续跟踪、采集,各退化状态的持续时间记录也偏少且很难准确统计。因此,完全利用航线日常检修记录中的客观数据估计各离散退化状态的驻留时间分布参数其可行性和精确度显然较差。但是发动机工程技术人员和维修检查人员丰富的工程经验和对相关状态下发动机工况的判断及预测却是极其重要且能够非常便于获取的主观数据来源,尽管这些数据源存在一定的风险和不确定性^[9-10],但可以通过 Bayes 更新等适当的数学处理方法,降低其不确定性,提高只用客观数据源进行参数估计的精度^[11-13]。本文也将应用 Bayes 原理等多种方法融合专家经验数据和客观检修记录数据对各退化状态下的驻留时间分布参数进行估计,并为检查间隔的优化作铺垫。

3.1 检查数据及其似然函数

发动机热端部件由于构型的特殊性和使用条件的限制性,均采用周期性离线检查和事后检查相结合的视情维修方式。从检查的时间及其对应的状态来看,各退化状态之间的转移时间点实际上是一个区间范围,例如:系统从修复如新开始从状态 1 退化为状态 2 的循环数区间为[13 837, 15 062],从状态 2 退化为状态 3 的循环数区间为[18 502, 18 882],则状态 1 的最小驻留时间区间为[0, 13 837]、最大驻留时间区间为[0, 15 062],

状态 2 的最小驻留时间区间为 $[15\,062, 18\,502]$ 、最大驻留时间区间为 $[13\,837, 18\,882]$ ，以此类推，形成系统退化状态 i 下最小驻留时间观测值区间 $[T_{i,\min}, T_{i,\max}]$ 和最大驻留时间观测值区间 $[T_{i-1,\min}, T_{i+1,\min}]$ ，则退化状态 i 持续的时间区间为 $[t_{i,\min}, t_{i,\max}]$ ，其中

$$t_{i,\min} = T_{i,\max} - T_{i,\min} \tag{7}$$

$$t_{i,\max} = T_{i+1,\min} - T_{i-1,\min} \tag{8}$$

式(7)和式(8)中， $T_{i,\max}$ 是状态 i 退化为状态 $i+1$ 的循环数区间的下限， $T_{i,\min}$ 是状态 $i-1$ 退化为状态 i 的循环数区间的上限， $T_{i-1,\min}$ 是状态 $i-1$ 退化为状态 i 的循环数区间的下限， $T_{i+1,\min}$ 是状态 i 退化为状态 $i+1$ 的循环数区间的上限。

由检查记录的累计循环数计算得到的各退化状态的驻留时间实际上是一类具有上下边界的区间删失数据，但在实践检查中往往存在由于某退化状态驻留时间过短或者人为错漏等因素造成数据缺失现象，使得有效数据将大大减少，因此，文献[14-15]中提出了一种非删失的近似区间似然函数法，即假设第 k 个系统的退化状态 i 的驻留时间 $t_{k,i}$ 是非删失数据，且 $t_{k,i} = (t_{k,i,\max} - t_{k,i,\min})/2$ ，则系统基于检查数据在退化状态 i 的似然函数为

$$L(\theta_i, I_s) = \prod_{k=1}^K \{f[(t_{k,i,\max} - t_{k,i,\min})/2, \theta_i]\} \tag{9}$$

式中 I_s 为检查数据集 $\{t_{k,i,\max}, t_{k,i,\min}\}$ ， $f(t_{k,i}, \theta_i)$ 是 $t_{k,i}$ 的概率密度函数， θ_i 是待估计参数； K 是系统的总个数。

3.2 主观数据及其似然函数

对于工程专家来说，各退化状态驻留时间分布函数的参数估计和马尔可夫过程的各子状态驻留时间估计是困难的或者说不可能的^[9]，但对系统各物理状态的判断及其相关百分位数的平均驻留时间的估计值可信性相对较高(例如，状态 i 的第 10、50 等百分位的平均驻留时间 $\tilde{T}_{0.1,i}$ 、 $\tilde{T}_{0.5,i}$ 、 $E(\tilde{T}_i)$)^[16-17]。事实上， $\tilde{T}_{0.1,i}$ 是系统处于物理状态 i 并早期退化为下一状态时的驻留时间，对于大多数专家来说跟踪这种提早退化的事件要容易得多，故在 $\tilde{T}_{0.1,i}$ 等短驻留时间的参数估计方面可信性较高；同时， $E(\tilde{T}_i)$ 的估计对于专家来说是抽象和困难的，专家所述的驻留时间平均值 $E(\tilde{T}_i)$ 实际上就是 $\tilde{T}_{0.5,i}$ ^[18]。因此，根据以上主观数据源的工程特征分析，在采集专家对发动机热端部件各物理退化状态驻留时间的估计值时，

主要询问第 10、50 等百分位的驻留时间 $\tilde{T}_{0.1,i}$ 、 $\tilde{T}_{0.5,i}$ 。假设某专家对发动机热端部件系统的某百分位驻留时间 $\tilde{T}$ 的估计值为随机变量 X ， x 是随机变量 X 的观测值(即专家估计值)， x_c 是 X 的真值，并假设 X 服从均值为 $\ln x_c$ 、方差为 σ 的对数正态分布，则可以得到第 v 个专家对系统处于第 i 退化阶段在 q_d 百分位下对数正态分布观测值 x_{v,q_d} 的似然函数为^[19]

$$L(\theta_i, I_e) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_i x_{v_i,q_d}} \cdot \exp\left\{-\frac{1}{2}\left[\frac{\ln x_{v_i,q_d} - \ln x_c(q_d, \theta_i)}{\sigma_i}\right]^2\right\} \tag{10}$$

式中 I_e 为专家经验估计值集合 $\{x_{v_i,q_d}\}$ ， $x_c(q_d, \theta_i)$ 是与百分位 q_d 相关的系统在第 i 个退化阶段状态驻留时间真值， θ_i 是其真值分布函数的待估计参数。一般情况下， $x_c(q_d, \theta_i)$ 值可以通过某一概率分布函数 $F(q_d, \theta_i)$ 得到，即 $x_c(q_d, \theta_i) = F^{-1}(q_d, \theta_i)$ ；参数 σ_i 表示专家对第 i 退化阶段状态驻留时间估计值的不确定性程度，假设专家对各退化阶段各百分位下估计的驻留时间变量对数的变异系数为 0.25，即 $\sigma_i = 0.25 \cdot \ln[x_c(q_d, \theta_i)]$ 。在各状态驻留时间分布函数类型已知的情况下，有 $F(x_c | \theta_i) = q_d$ 成立，即 $x_c(q_d, \theta_i) = F^{-1}(q_d, \theta_i)$ 。本文取 $q_d = 0.1 (d=1)$ 和 $q_d = 0.5 (d=2)$ ，并假设各状态驻留时间为 Gamma 分布。

3.3 融合信息及其似然函数

根据条件概率乘法法则和贝叶斯原理^[12]，待估计参数 θ 的后验分布为

$$\pi(\theta | I) = \frac{L(I | \theta) \pi(\theta)}{\int L(I | \theta) \pi(\theta) d\theta} = \frac{L(\theta, I) \pi(\theta)}{\int L(\theta, I) \pi(\theta) d\theta} \tag{11}$$

式中 I 表示各类融合信息变量集， $\pi(\theta)$ 为 θ 的先验分布函数， $L(\cdot)$ 为似然函数。根据上两节所述，由于专家经验数据和检查实践数据的独立性，则基于这两种数据源融合的似然函数为

$$L(\theta, I) = L(\theta, I_s \cup I_e) = L(\theta, I_s) \cdot L(\theta, I_e) \tag{12}$$

式中 $L(\theta, I_s)$ 和 $L(\theta, I_e)$ 分别对应式(9)和式(10)，则基于这两种数据源的系统处于退化状态 i 的似然函数为

$$L(\theta_i, I_s \cup I_e) = \prod_{v=1}^V \prod_{d=1}^2 L(\theta_i, x_{v_i,q_d}) \cdot \prod_{k=1}^K \{f[(t_{k,i,\max} - t_{k,i,\min})/2, \theta_i]\} \tag{13}$$

式(13)中, V 为专家总人数。将式(13)代入式(11),得到两种数据源融合后的系统处于状态 i 的驻留时间分布函数中参数的后验分布及其估计值 $E(\tilde{T}_i)$, 则状态转移系数 $\lambda_i=1/E(\tilde{T}_i)$, 以此作为检查间隔优化的重要参数。

3.4 实例分析

假设系统处于物理状态 i 的驻留时间服从 Gamma 分布, 由于系统在各退化状态下的比例参数的取值范围很难直接估计, 但专家可以给出系统处于各物理状态驻留时间的均值估计值及其一定的取值范围, 由此可以作为估计参数的先验分布。因此, 其概率密度函数为

$$f(t|\alpha_i,\mu_i)=\frac{1}{(\mu_i/\alpha_i)^{\alpha_i}\Gamma(\alpha_i)}\cdot t^{\alpha_i-1}\cdot\exp[-t/(\mu_i/\alpha_i)]$$

(14)

式(14)中, α_i 和 μ_i 是系统处于物理状态 i 驻留时间分布函数的形状参数和均值, $\Gamma(\cdot)$ 表示“ $\cdot$ ”的 Gamma 分布函数, 则根据其数学性质, 得到系统处于状态 i 的驻留时间 $\tilde{T}_i$ 的期望值 $E(\tilde{T}_i)=\mu_i$ 。

假设系统在三个物理状态下估计参数分别为 $\alpha_1、\mu_1、\alpha_2、\mu_2、\alpha_3、\mu_3$ 。根据专家判断经验, 假设其分别服从如下的均匀分布: $\alpha_i\sim U(1,7)^{[20]}, \mu_1\sim U(4\,000,40\,000), \mu_2\sim U(1\,000,10\,000), \mu_3\sim U(100,4\,000)$ 。由采集得到的检查数据和专家估计数据分别应用极大似然函数法和马尔可夫蒙特卡洛法(Markov chain Monte Carlo, MCMC), 得到发动机热端部件系统的各主要退化状态平均驻留时间估计值如表 1 所示。

表 1 不同数据源下的参数估计值
Table 1 Estimates of parameters from all kinds of data source

参数估计值	专家估计数据		检查数据		融合数据	
	最大似然法	MCMC 法	最大似然法	MCMC 法	最大似然法	MCMC 法
$\hat{\alpha}_1$	6.56	4.87	4.98	5.43	5.29	5.01
$\hat{\mu}_1$	11 467	14 673	9 490	11 368	10 447	12 009
$\hat{\alpha}_2$	1.95	1.51	2.18	2.10	2.15	2.02
$\hat{\mu}_2$	2 740	3 548	3 365	3 889	3 195	3 724
$\hat{\alpha}_3$	1.38	1.52	1.65	1.44	1.50	1.53
$\hat{\mu}_3$	683	986	912	1 135	830	989

由于用基于融合数据的最大似然估计法得到的各参数估计值的方差相对较小(详细分析过程略), 故本文将以表 1 中利用融合数据和基于似然函数估计法得到的参数估计值作为计算分析各宏观退化状态驻留时间的依据。即状态 1~3 下的平均驻留时间及状态转移系数分别为: $E(\tilde{T}_1)=10\,447, E(\tilde{T}_2)=3\,195, E(\tilde{T}_3)=830, \lambda_1=1/E(\tilde{T}_1)=9.57\times10^{-5}, \lambda_2=1/E(\tilde{T}_2)=3.13\times10^{-4}, \lambda_3=1/E(\tilde{T}_3)=1.21\times10^{-3}$ 。

4 系统检查间隔优化

4.1 退化状态的概率转移模型及算法

正如本文引言中所述, 发动机热端部件的检查是根据当前检查结果来确定下一次检查时机, 假设系统在 t 时刻处于状态 i 的概率为 $P_i(t)$, 在此状态下计划在后续 τ_i 个时间单位进行下一次检查。根据式(5)得到如下形式的马尔可夫微分

方程组

$$P_i(t+\Delta t)=P_i(t)(1-\lambda_i\Delta t)$$
$$P_i(t+\Delta t)=P_i(t)(1-\lambda_i\Delta t)+P_{i-1}(t)\lambda_{i-1}\Delta t$$
$$1< i < p+1$$
$$P_i(t+\Delta t)=P_i(t)+P_{i-1}(t)\lambda_{i-1}\Delta t$$
$$i=p+1$$

(15)

如果令 $\tau_i(t)=a_i\times\Delta t$ (a_i 为正整数), 则式(15)的物理意义在于随着系统物理状态的退化可以得到系统在当前时刻处于不同状态时在后续各检查时刻处于各物理退化状态的概率, 这个概率值可以用于计算系统在一定使用周期内的检查次数和更新维修次数。同时, 针对民用航空发动机由检测状态来确定下一次检修时机的工程实际状况(已有的产生实践证明这种方法是民用航空发动机安全运行和使用的重要保障), 由式(15)可以优化各种检测状态下的下一次检修时机, 以达到最佳的经济性效果。

对于一个具有 5 个宏观物理退化状态的系统而言(以本文中的发动机涡轮热端组件系统为例),当检查发现系统处于状态 4 时,一般将安排预防性维修;如果检查发现系统处于状态 5,则系统已失效(对于民用航空发动机部件损伤超限引起的失效,一般通过检查才能发现),需进行事后维修。预防性维修和事后维修一般能使系统恢复如新,即恢复至状态 1。由此,根据检查结果得到当前时刻处于正常使用状态(1, 2, 3)、临近失效状态 4 以及失效状态 5 的概率分别为

$$n_{ei}(t) = P_1(t) + P_2(t) + P_3(t)$$
$$n_{ep}(t) = P_4(t)$$
$$n_{em}(t) = P_5(t)$$

(16)

根据每次检查后的维修策略,得到维修后在当前时刻(不计维修日历时间,只以连续工作的循环飞行次数计算)处于各宏观物理退化状态的概率为

$$P_1(t) = P_1(t) + P_4(t) + P_5(t)$$
$$P_2(t) = P_2(t)$$
$$P_3(t) = P_3(t)$$
$$P_4(t) = 0$$
$$P_5(t) = 0$$

(17)

假设系统处于各个宏观物理退化状态 i 时确定下一次的检查间隔为 τ_i (根据常识,显然有 $\tau_1 > \tau_2 > \tau_3$),则由式(15)~式(17)得到系统在一定使用周期内的状态概率转移示意图如图 3 所示。

由于在工程实际中只能观测到宏观物理状态,所以需要关注在后续中的任意时刻系统处于各

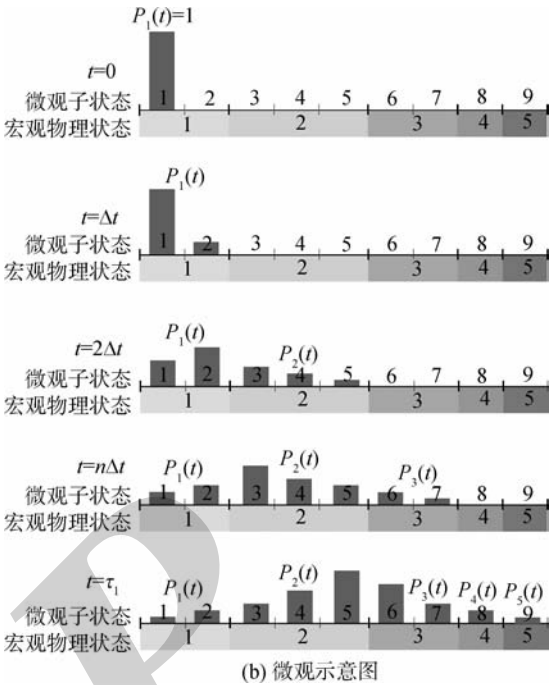


图 3 系统退化状态概率转移示意图
Fig. 3 Schematic diagram of probability transition for system state degradation

状态的概率和检查、预防性维修及事后维修的期望数次。系统从全新开始运行(即处于状态 1),根据检修策略在 τ_1 时进行检查。对于在 τ_1 检查时刻产生的各种状态概率,在后续各可能的检查时刻的时间历程中的状态变化过程如图 4 所示。同时系统在整个规定的使用周期内的时间历程由此不断地循环递进,产生的系统检查时间系列不断裂解,如图 5 所示。

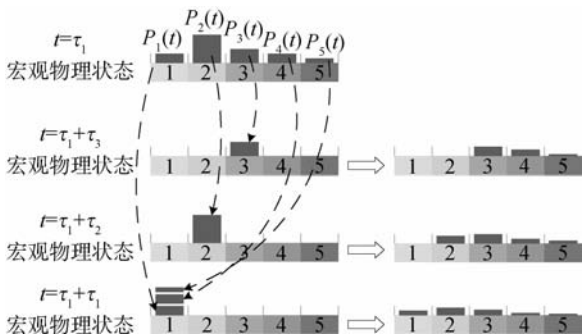
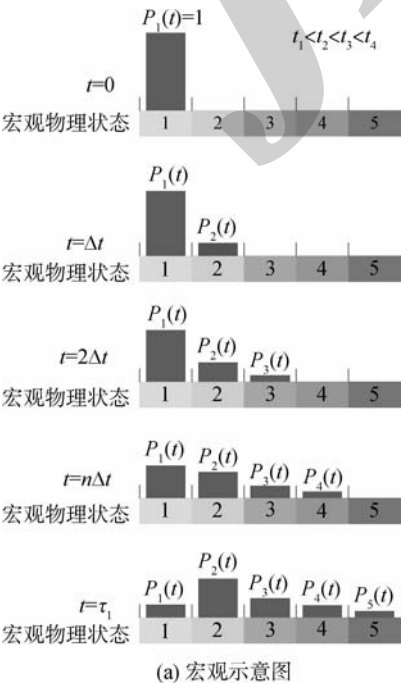


图 4 状态转化时间历程示意图
Fig. 4 Time history of state transition

在图 5 所示的检查时间系列中,由于各状态下下一次检查时间间隔的不同,导致不断生成的裂解时间在顺序上会产生交叉和叠加。因此根据系统在整个使用周期内每个序贯时间单位上处于各状态的概率分别进行累加,得到系统在整个使

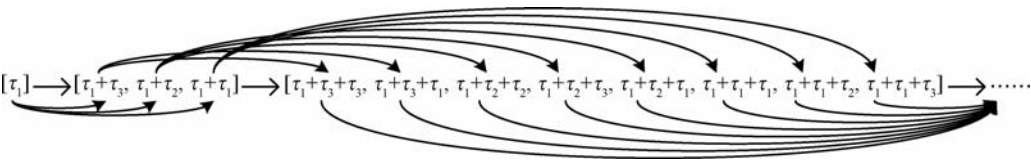


图 5 系统检查时间系列裂解

Fig. 5 Series of system inspection time elapse

用周期内需要进行检查、预防性维修和事后维修的期望次数 n_{ei} 、 n_{ep} 和 n_{em} 。假设根据不同维修方式统计的上述各类检修方式的平均估算费用分别为 C_i 、 C_p 和 C_m ,则得到总的维修费用为

$$C_{total} = n_{ei}C_i + n_{ep}C_p + n_{em}C_m \tag{18}$$

4.2 实例分析及结论

由文中第 3.4 节计算得到了各宏观物理退化状态驻留时间的估计值和状态转移系数,同时根据系统实际检修信息和发动机性能工程师的保守估计,该型号发动机在我国运行环境中处于状态 4(即预防性维修状态)的持续时间约为 200 循环左右,因此系统处于状态 4 的转移系数约为 0.005。通过研究相关财务账单和向预算工程师的咨询,对发动机热端组件进行单次检查的费用平均约为 0.08 万美元(约合 5 000 元人民币)、单次预防性维修的平均费用约为 200 万美元(相当于发动机因性能衰退导致计划下发的平均送修费用)、单次事后维修的平均费用约为 300 万美元(因非功能性损伤尺寸超标导致周边部组件的额外损伤费用支出、深度维修所需费用或者超标损伤部组件的折价抵扣费用减少等因素产生的事后维修费用)。假设发动机预定的使用周期为 20 000 循环(大修后还可以继续使用若干个周期)。根据发动机的检修手册和工程经验,不同状态下的检查间隔 τ_i 之间存在一定的比例关系,一般来说满足 $\tau_1 = \epsilon \tau_2 = \epsilon^2 \tau_3$ (ϵ 称为检查间隔比例因子),本文中也假设满足此关系,并设 ϵ 的取值区间为[1,6]。在此基础数据之下,应用本文所提的模型方法,其检查优化如图 6 所示。

在图 6 中随着检查间隔比例因子 ϵ 的增加,系统在服役周期内的总检修费用曲线变化趋势出现了越来越明显的拐点(最小值),这个拐点对应的检查间隔 τ_3 亦逐渐缩小。但从图 6 中也看出,总检修费用的最小值出现在 $\epsilon=5$ 的曲线上(总检修费用的最小值并非是随着 ϵ 的增加而单调变化的),对应的检查间隔约为 $\tau_3=70$ 循环, $\tau_2=350$ 循环, $\tau_1=1 750$ 循环。这个检查间隔与航线上对发动机三种宏观退化状态下的一般经验检查间隔

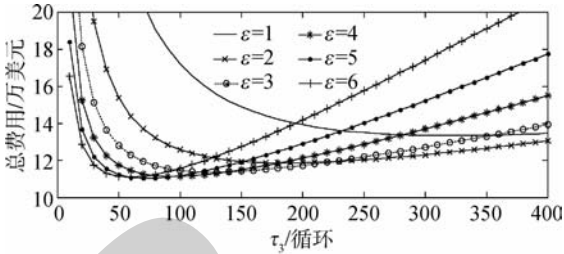


图 6 不同检查间隔比例因子下总费用与 τ_3 之间的关系图

Fig. 6 Relational graph of total cost and τ_3 for different inspection interval scale factors

($\tau_3=100$ 循环, $\tau_2=400$ 循环, $\tau_1=1 600$ 循环, $\epsilon=4$, 首检一般为 6 400 循环左右)接近,说明本研究方法具有一定的合理性。以图 6 中最小总检修费用曲线中检查间隔比例因子 $\epsilon=5$ 为例,系统在整个服役周期内的各项检查和维修费用与检查间隔之间的变化关系如图 7 所示,从图 7 中看出,检查费用在整个服役周期内呈指数式下降,预防性检查费用变化趋势较平稳,而事后维修费用呈幂函数式上升趋势。图 7 中三类费用的变化趋势说明随着检查间隔增加,检查频次下降很快,预防性维修的概率变化很小,而事后维修的概率也明显增加,只不过在图示的检查间隔范围内,事后维修的概率相对来讲总体上还是比较小的,导致在 $\tau_3 \in [0, 400]$ 范围内其维修费用的量级与检查和预防性维修的量级基本一致。这一点也可以从如下的不同检查间隔比例因子下预防性维修概率和事后维修概率的变化趋势图 8 和图 9 中得到一定的侧证。

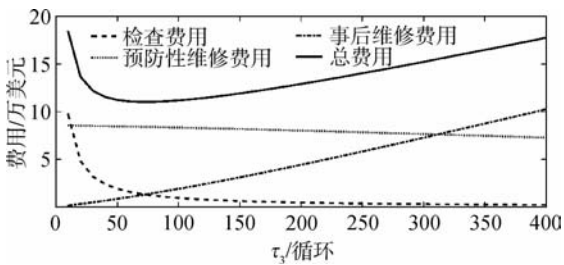


图 7 $\epsilon=5$ 条件下各项费用与 τ_3 之间的关系图

Fig. 7 Relational graph of each cost and τ_3 when $\epsilon=5$

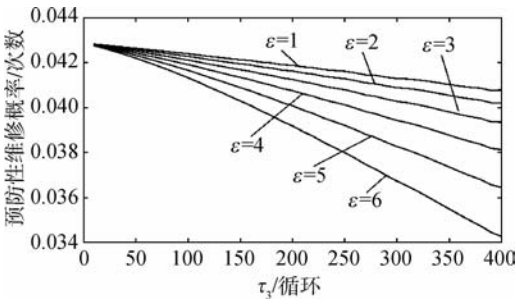


图 8 不同检查间隔比例因子下预防性维修概率随 τ_3 变化的曲线图

Fig. 8 Curves of preventive maintenance probabilities and τ_3 for different inspection interval scale factors

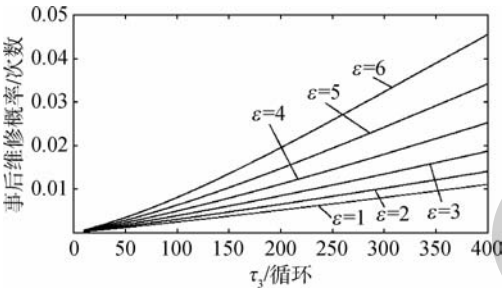


图 9 不同检查间隔比例因子下事后维修概率随 τ_3 变化的曲线图

Fig. 9 Curves of posterior maintenance probabilities and τ_3 for different inspection interval scale factors

5 结 论

本文选取了具有代表性的航空发动机核心热端组件系统作为分析对象,在能够采集到的损伤检查数据基础上,根据工程师对工程实践中发动机核心热端组件系统三个典型状态退化阶段的主观划分,应用专家经验模型和数学模型,得到不同数据源下各宏观退化状态驻留时间分布参数;同时根据系统状态退化转移概率模型,建立一定使用周期内的最优检修费用目标函数,通过仿真计算得到该型发动机核心热端组件系统各宏观退化状态下的最优检查间隔分别为 $\tau_1 = 1\,750$ 循环, $\tau_2 = 350$ 循环, $\tau_3 = 70$ 循环。该仿真结果与目前航线上的实际检查间隔较为接近,说明本文的研究方法具有一定的合理性,且相对于目前航线上只靠经验和维修手册上推荐的间隔阈值安排的检修计划将起到能够作出更加适合航空公司实际运行情况的检修决策的技术支撑作用。

参考文献:

[1] 荆甫雷,王荣桥,胡殿印,等. 单晶高温疲劳损伤参量的选

取与寿命建模[J]. 航空学报,2016,37(9):2749-2756.

JING Fulei, WANG Rongqiao, HU Dianyin, et al. Damage parameter determination and life modeling for high temperature fatigue of nickel-based single crystal superalloys [J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2016, 37(9): 2749-2756. (in Chinese)

[2] 钱惠华,李海,程滔,等. 涡轮导向叶片热疲劳分析[J]. 航空动力学报,2003,18(2):186-190.

QIAN Huihua, LI Hai, CHENG Tao, et al. Thermal fatigue analysis to nozzle guide vanes[J]. Journal of Aerospace Power, 2003, 18(2): 186-190. (in Chinese)

[3] 陈宏杰. 基于孔探技术的民航发动机健康管理研究[D]. 福建 厦门:厦门大学,2014.

CHEN Hongjie. Research of the civil aeroengine health management based on borescope technology[D]. Xiamen Fujian: Xiamen University, 2014. (in Chinese)

[4] 郭伟,董丽虹,王慧鹏,等. 基于红外热像技术的涡轮叶片损伤评价研究进展[J]. 航空学报,2016,37(2):429-436.

GUO Wei, DONG Lihong, WANG Huipeng, et al. Research progress of damage estimation for turbine blades based on infrared thermographic technology [J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2016, 37(2): 429-436. (in Chinese)

[5] 付旭云,钟诗胜,丁刚. 民用航空发动机单元体送修工作范围决策[J]. 航空动力学报,2010,25(10):2195-2220.

FU Xuyun, ZHONG Shisheng, DING Gang. Civil aero-engine module workscope decision-making [J]. Journal of Aerospace Power, 2010, 25(10): 2195-2220. (in Chinese)

[6] ENDRENYI J, ANDERS G J, LEITE D S A M. Probabilistic evaluation of the effect of maintenance on reliability: an application to power systems[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 1998, 13(2): 576-583.

[7] JURUTITIJAROE P, SINGH C. The effect of transformer maintenance parameters on reliability and cost: a probabilistic model[J]. Electric Power Systems Research, 2004, 72(3): 213-224.

[8] ANDERS G J, ENDRENYI J, YUNG C. Risk-based planner for asset management[J]. Computer Applications in Power, 2001, 14(4): 20-26.

[9] DEKKER R, SCARF P A. On the impact of optimization models in maintenance decision making: the state of the art [J]. Reliability Engineering and System Safety, 1998, 60 (2): 111-119.

[10] COOKE R M. Experts in uncertainty: opinion and subjective probability in science[M]. New York: Oxford University Press, 1991.

[11] CHHIBBER S, APOSTOLAKIS G, OKRENT D. A taxonomy of issues elated to the use of expert judgments in probabilistic safety studies[J]. Reliability Engineering and System Safety, 1992, 38(1/2): 27-45.

[12] WINKLER R L. Uncertainty in probabilistic risk assessment[J]. Reliability Engineering and System Safety, 1996, 54(2/3): 127-132.

[13]

CLEMEN R T, WINKLER R L. Combining probability distributions from experts in risk analysis[J]. Risk Analysis, 1999, 19(2): 187-203.

[14]

MEEKER W Q, ESCOBAR L A. Statistical methods for reliability data[M]. New York: Wiley, 1998.

[15]

RAUSAND M, HOYLAND A. System reliability theory: models, statistical methods, and applications [M]. Horwood, England: Wiley, 2004.

[16]

APOSTOLAKIS G. Data analysis in risk assessments[J]. Nuclear Engineering and Design, 1981, 71(3): 375-381.

[17]

BIER V. Implications of the research on expert overconfidence and dependence[J]. Reliability Engineering and System Safety, 2004, 85(1/2/3): 321-329.

[18]

MEYER M A, BOOKER J M. Eliciting and analyzing expert judgment: a practical guide [M]. London: Academic Press, 1991.

[19]

MOSLEH A, APOSTOLAKIS G. The assessment of probability distributions from expert opinions with an application to seismic fragility curves[J]. Risk Analysis, 1986, 6(4): 447-461.

[20]

DODSON B. The Weibull analysis handbook[M]. 2nd. ed. Milwaukee, US: American Society for Quality Quality Press, 2006.

(编辑:陈 越)