

基于贝叶斯模型平均的航空发动机 可靠性分析

王华伟¹, 高 军², 吴海桥¹

(1. 南京航空航天大学 民航学院, 南京 210016;

2. 中国人民解放军 军械工程学院 装备指挥与管理系, 石家庄 050005)

摘 要: 针对不同失效模式的特点, 利用航空发动机状态监测信息, 分别采用 Gamma 过程、Wiener 过程和 Weibull 分布建立可靠性分析模型. 采用贝叶斯模型平均(BMA)方法, 分析不同失效模式对可靠性影响, 对航空发动机可靠性进行集成分析. 通过算例跟踪某在翼航空发动机可靠性水平, 基于贝叶斯模型平均的航空发动机可靠性模型的计算误差率低于单一可靠性分析模型, 计算结果误差率低于 1%. 说明多模型集成可靠性技术在复杂系统运行可靠性分析中的有效性和准确性.

关 键 词: 可靠性分析; 航空发动机; 贝叶斯模型平均(BMA); 多失效模式; 模型集成

中图分类号: V231; TB301

文献标志码: A

Reliability analysis on aero-engine using Bayesian model averaging

WANG Hua-wei¹, GAO Jun², WU Hai-qiao¹

(1. College of Civil Aviation,

Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China;

2. Department of Equipment Command and Management, Ordnance Engineering College,
the Chinese People's Liberation Army, Shijiazhuang 050005, China)

Abstract: Considering the characteristics of different failure modes with use of monitoring information, Gamma process, Wiener process and Weibull distribution were selected to build the reliability analysis models on aero-engine. Bayesian model averaging (BMA) was used to integrate different models into one framework for reliability analysis on aero-engines, given its function for dynamically evaluating different failure mode effects. The reliability of some onwing aero-engine was analyzed by numerical example, showing that the reliability analysis model using BMA had less error than single reliability analysis model, and computation error rate of BMA was less than 1%. The results demonstrate the effectiveness of the reliability analysis of multi-model integration.

Key words: reliability analysis; aero-engine; Bayesian model averaging (BMA); multi-failure modes; model integration

航空发动机作为飞机的心脏, 可靠性水平直接关系到运行安全, 也是制定维修决策的基础. 航空发动机作为典型的复杂系统, 往往存在多个失

效模式, 各失效模式之间彼此影响, 相互作用且动态变换, 增加了可靠性分析与预测的难度. 传统的可靠性分析模型对失效模式本身特点考虑不多,

收稿日期: 2013-07-06

基金项目: 国家自然科学基金与中国民航局联合资助项目(U1233115, 60879001);

江苏省青蓝工程优秀青年骨干师资资助项目

作者简介: 王华伟(1974—), 女, 黑龙江齐齐哈尔人, 副教授, 博士, 主要从事复杂系统可靠性分析与建模研究.

直接依靠数据选择模型并评估其可靠性水平,忽略了复杂系统的工程本质.依靠传统方法分析可靠性,如果能以大量的故障数据为支撑,其分析结果可信度就高;反之将导致可靠性分析的主观性.对于航空发动机而言,由于本身对可靠性具有较高的要求,故采集足够的数据往往很难;加之在运行阶段中数据的动态变化,决定了对可靠性分析模型的选择也应及时动态调整.

考虑到复杂系统的失效特点,从多失效模式角度分析与评估复杂系统可靠性日益受到重视.基于多失效模式的可靠性分析,首先要考虑到多失效模式之间的相互作用,但这会导致可靠性分析与评估的维度呈指数级放大,描述系统状态和行为的复杂度显著提高.此外,还要考虑到多种失效模式之间的关系会随时间的推移而发生动态变化,存在着演化作用,也就是各种失效模式对可靠性的影响是动态的,相互之间的作用机制也是动态变化的. XIAO Ningcong 等^[1]针对多故障模式系统,研究了故障模式及影响分析(FMEA)分析方法,并优化了风险系统的权重因子;Boutsikas, Koutras^[2]针对一类多故障模式系统研究了可靠性分析方法;Pickard 等^[3]提出了一种将多失效模式进行组合分析的方法;YANG Qingyu 等^[4]针对复杂可修的多故障模式系统,采用极大似然方法,进行了故障剖面分析;HANG Feng 等^[5]结合分层抽样和重要性抽样方法的优点,提出了分层重要度方法以进行多失效模式结构分析;Milienos, Koutras^[6]采用随机序方法,建立了多故障模式系统可靠性函数模型,计算了多故障模式系统可靠性置信下限;WANG Wenbin 等^[7]针对多部件系统和多失效模式系统建立了基于延迟时间的检查模型;Bichon 等^[8]兼顾了计算准确度、效率,并考虑了非重要失效对系统可靠性的影响,通过代理模型实现了对系统全局的可靠性分析.以上研究对基于多失效模式的可靠性分析与评估问题进行了研究,但多将研究重点放在设计阶段,从多失效模式角度进行运行可靠性评估的文献还鲜有涉及.就航空发动机本身而言,选择可靠性模型应具有动态描述可靠性的能力,这在实践中往往体现为可靠性监测和动态可靠性评估问题.王大伟等^[9]采用 Choque 模糊积分方法融合发动机各阶段可靠性指标,解决了航空发动机的动态可靠性评估问题;傅惠民等^[10]建立了不同状态之间不完全数据的损伤折算公式,实现不同状态之间不完全数据的整体推断,增大了信息量,实现了极小失

效数据的可靠性评估和寿命预测.王燕萍等^[11]在多种合理的无信息先验分布下,基于 Markov chain Monte Carlo(MCMC)方法,应用基于抽样的幂律过程的 Bayesian 分析方法将失效、时间截尾数据统一分析. Volponi^[12]采用信息融合方法,利用状态监测信息,进行了航空发动机健康管理的研究;Chinnam^[13]利用性能退化信号监测部件的可靠性情况,采用一般多项式回归模型描述性能变化情况.此外,通过分析状态参数之间的相互关系,提取研究对象的性能变化规律,即可实现预测指定时刻的可靠性水平,或在规定可靠性水平下的剩余寿命. Naem 等^[14]研究了性能退化的影响.朱磊等^[15]利用 Wiener 过程,提出一种有效融合先验退化数据和现场退化数据的航空发动机性能可靠性评估和剩余寿命预测方法.

BMA 是一个结合多个统计模型进行联合推断和预测的统计后处理方法^[16],它符合航空发动机系统多失效模式共同影响可靠性的特点,已有学者采用 BMA 方法进行多模式预报的应用研究.在可靠性和安全性分析领域, GUAN Xuefei 等^[17]将 BMA 方法应用在概率疲劳损伤预测的模型选择与更新,并验证了方法的有效性.

以上述研究成果为基础,结合航空发动机失效的特点,引入基于多失效模式的可靠性建模,是本文重点解决的问题.针对航空发动机的不同失效模式分别建立可靠性分析模型,利用 BMA 方法动态分析各失效模式对航空发动机可靠性的影响.

1 航空发动机多失效模式可靠性分析

航空发动机失效主要为性能失效、结构强度失效及附件系统失效等,其中性能失效往往表现为退化失效,其他失效既可以表现为渐进性的退化失效又可以表现为突发失效.航空发动机多失效模式可靠性分析是以状态监测参数为基础的.

1.1 航空发动机多失效模式可靠性监测参数

当前航空发动机的主要监测参数包括气路性能监测、滑油系统监测和振动监测.监测的主要参数包括:

1) 气路性能监测.航空发动机的核心部件是气路系统部件,包括压气机、燃烧室、涡轮等.气路部件的一些热力参数可反映航空发动机性能状态变化.监测的参数有:涡轮后燃气温度、燃油流量.

2) 滑油系统监测.滑油系统监测技术是润滑

系统部件及其封严系统状况的一种监测手段,适用于机械磨损类故障监测与诊断,监测的参数有:滑油的压力、滑油温度和滑油消耗率等参数的变化趋势,是发动机状态监测的辅助手段。

3) 振动监测. 航空发动机的高、低压转子是由叶片、盘、轴、轴承等旋转零部件构成,旋转时及磨损或损伤会产生一定程度的振动信号. 通过观测航空发动机高、低压转子及其部件的振动级别,包括低压转子振动值偏差和高压转子振动值偏差等,航空发动机的结构失效在整个失效中占的比例较大,在早期的振动中都能有所反映. 发动机转子旋转、磨损或损伤会产生一定程度的振动信号。

1.2 航空发动机多失效模式可靠性分析方法

航空发动机的多失效模式可靠性分析要从结构维和时间维两个角度展开. 在结构维方面,要体现多失效模式对航空发动机可靠性的影响,航空发动机的失效概率密度函数采用混合概率密度函数表示. 在时间维方面,要体现航空发动机运行过程中可靠性的动态变化,这种变化既体现在不同失效模式对应可靠性模型中参数的变化,还表现为多失效模式在系统运行过程中对系统失效影响程度的不断变化,往往通过复合模型表示,用来表示不同时间间隔内,不同失效模式对系统失效的影响规律是不同的,而在同一时间间隔内,不同失效模式对系统失效的影响是基本相同的。

2 基于多失效模式的航空发动机可靠性分析模型

针对航空发动机,本文选择了3种候选模型,分别为Gamma过程模型、Wiener过程模型和Weibull分布模型. 在退化失效方面,建立基于Gamma过程的性能失效模型,建立基于Wiener过程的结构强度失效模型. 在突发失效方面,由于航空发动机采集到的故障样本量小,本文不再细分失效形式,应用贝叶斯方法,建立基于Weibull分布的突发失效可靠性分析模型。

值得说明的是多种失效模式服从不同分布规律,在系统寿命运行的不同阶段,多种失效模式发挥的作用往往不同,经常是某种失效模式起主要作用,体现为竞争失效,这时航空发动机运行阶段的寿命分布规律以起主要作用的失效模式为主;当系统处于平稳运行期,各种失效模式均未对系统失效起主导作用且失效率低,系统的失效往往体现为多种失效模式的随机扰动,这时系统的寿命概率分布近似服从于正态分布。

2.1 基于Gamma过程的性能失效可靠性分析模型

假设 t 时刻航空发动机的性能退化量为 $d(t)$,失效阈值为 l ,即当 $d(t) \geq l$ 时,航空发动机发生性能失效. 因航空发动机的性能退化是不可逆的,性能退化量随使用时间不断递增,可以应用Gamma过程描述其性能退化过程. 假设退化量 $w(t)$ 服从 $\Gamma(a, b)$,其概率密度函数为

$$f_g(\xi; a, b) = \frac{b^a}{\Gamma(a)} \xi^{a-1} e^{-b\xi} \quad (1)$$

其中 ξ 为退化量, a 为形状参数, b 为尺度参数。

性能退化失效的系统可靠度计算可以用式(2)表示

$$R_g(t) = \int_0^\epsilon f_w(\zeta) d\zeta = \int_0^\epsilon \frac{b^a}{\Gamma(a)} \xi^{a-1} e^{-b\xi} d\xi \quad (2)$$

2.2 基于Wiener过程的结构强度失效可靠性分析模型

Wiener过程来源于物理学中对布朗运动的一种描述,布朗运动广泛应用于结构可靠性分析中,假设航空发动机结构强度导致的失效为 $L(t)$,有

$$L(t) = \eta t + \delta B(t), \quad t \geq 0 \quad (3)$$

式中 η 和 δ 为估算系数, t 为时间, β 为标准分布。

对于任何的 $0 \leq s < \infty$, $[L(t) - L(s)]$ 服从正态分布 $N[\eta(t-s), \delta^2(t-s)]$. 假设航空发动机的失效临界值是 ϵ ,则航空发动机的失效时间

$$T = \inf\{t | L(t) = \epsilon, t \geq 0\} \quad (4)$$

可靠度可以表示

$$R_w(t) = P\{T > t\} = 1 - F(t) = \Phi\left[\frac{\eta t - \epsilon}{\delta \sqrt{t}}\right] - \exp\left[\frac{2\eta\epsilon}{\delta^2}\right] \Phi\left[\frac{-\eta t - \epsilon}{\delta \sqrt{t}}\right] \quad (5)$$

概率密度函数为

$$f_w(t) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\delta^2 t^3}} \exp\left[-\frac{(\epsilon - \eta t)^2}{2\delta^2 t}\right] \quad (6)$$

2.3 基于Weibull分布的突发失效可靠性分析模型

Weibull分布是工程领域中广泛使用的一种方法,可以通过对其参数不同取值,反映性能退化对寿命变化规律的影响,可描述出性能退化失效和突发失效之间的相互关系. 假设突发失效的寿命变化规律符合Weibull分布,其概率密度函数表达式为

$$f(t; \alpha, \beta) = \frac{\beta}{\alpha} \left(\frac{t}{\alpha} \right)^{\beta-1} \exp \left[- \left(\frac{t}{\alpha} \right)^{\beta} \right],$$

$$t > 0 \quad (7)$$

其中 $\alpha > 0$, $\beta > 0$ 分别表示尺度参数和形状参数.

形状参数一般反映退化失效对突发失效的影响, 可以将退化失效结果作为输入变量, 计算形状参数. 在形状参数已知情况下, 突发失效的可靠性分析可以转化为对尺度参数 α 的计算, 假设尺度参数具有共轭 Gamma 先验分布, 表达式为

$$\pi(\alpha | c, d) = \begin{cases} \frac{d^c}{\Gamma(c)} \alpha^{c-1} e^{-d\alpha}, & \alpha > 0 \\ 0, & \alpha \leq 0 \end{cases} \quad (8)$$

其中 c 和 d 是尺度参数的共轭先验的超参数. 通过采集尺度参数的先验均值和方差, 计算出超参数 c 和 d 的取值, 进一步可计算出尺度参数的后验均值和方差, 实现突发失效可靠性分析.

针对更加普遍的情况, 可通过数据学习确定突发失效关于退化量的条件概率, 用来分析退化失效对突发失效的影响, 可以用蒙特卡洛仿真方法实现.

突发失效可靠度表达式为

$$R_s = 1 - \int_0^t f(t, \alpha, \beta) dt \quad (9)$$

3 基于 BMA 的航空发动机可靠性分析

3.1 多模型集成航空发动机可靠性分析

针对航空发动机这样的复杂系统, 单一的可靠性模型难以全面客观地描述其可靠性变化过程. 因此, 采用多模型技术, 综合分析多种失效模式, 构建相应的可靠性模型, 更能提高可靠性分析与预测的准确性. 表达式为

$$p(X, \theta_k, M_k) =$$

$$P(M_k) p(\theta_k | M_k) p(X | \theta_k, M_k) \quad (10)$$

式中 $k \in \kappa$ 表示模型指数, $P(M_k)$ 表示模型 M_k 的先验概率密度函数, $p(\theta_k | M_k)$ 在模型 M_k 下参数向量 θ_k 的条件概率, $p(X | \theta_k, M_k)$ 表示在模型 M_k 和参数向量 θ_k 下的事件 X 的条件概率密度函数.

在模型 M_k 下, 事件 X 的概率可表示为

$$P(X | M_k) =$$

$$\int_{\theta_k} p(\theta_k | M_k) p(X | \theta_k, M_k) d\theta_k \quad (11)$$

按照贝叶斯公式, 则模型后验概率表示为

$$P(M_k | X) = \frac{P(M_k) P(X | M_k)}{P(X)} \quad (12)$$

3.2 基于 BMA 的建模及求解

模型平均是将多个模型集中到一个框架中进行综合运用. 在多模型预测中, 当模型预测的效果优良时, 就赋予该模型以较大的权重, 反之则赋予较小的权重. 预测效果是以与实际值误差比较而言, 与实际值误差最小的就应赋予较大权重.

令 $M = \{M_1, M_2, M_3\}$ 表示航空发动机运行可靠性分析模型, M_1 表示性能失效可靠性分析模型, M_2 表示结构强度失效可靠性分析模型, M_3 表示突发失效可靠性分析模型. 系统运行可靠性的表达式为

$$p[R | (M_1, M_2, \mathbf{R}^T)] = \sum_{j=1}^3 \rho_j p_j(R | (M_j, \mathbf{R}^T)) \quad (13)$$

式中 $M_j (j=1, 2)$ 表示需经平均的各个不同可靠性评估模型, $p_j(R | (f_j, \mathbf{R}^T))$ 是单个失效模式相联系的概率密度失效函数, 表示已知系统运行可靠性 R 的情况下, 失效模式 $j (j=1, 2, 3)$ 的概率密度函数, 表明失效模式 j 影响系统运行可靠性的可能性; ρ_j 表示失效模式 j 为最佳失效模式的后验概率, 非负且满足 $\sum_{j=1}^3 \rho_j = 1$, 反映的是每种失效模式对系统运行可靠性的贡献程度.

经贝叶斯模型平均后, 后验的期望值和方差可以表示

$$E(R | D) =$$

$$\sum_{j=1}^3 p(M_j | D) \cdot E[R | M_j, D] = \sum_{j=1}^3 \rho_j M_j \quad (14)$$

$$\text{Var}(R | D) =$$

$$\sum_{j=1}^3 \rho_j \left(M_j - \sum_{i=1}^2 \rho_i M_i \right)^2 + \sum_{j=1}^3 \rho_j \sigma_j^2 \quad (15)$$

其中 σ_j^2 是模型 M_j 基于数据集 D 的预测方差. 由式(15), BMA 的预测方差包括两项: 一是评估集合内离散程度; 二是预测模型本身方差.

采用 MCMC 仿真算法计算 BMA 模型中各失效模式权重. MCMC 是一种处理复杂统计问题的重要方法之一, 尤其适合通过复杂的高维积分计算后验分布密度的情况, MCMC 算法使用多个不同马尔可夫链, 根据 BMA 权重与方差在似然函数中的权重变量进行随机采样. 考虑到模型权

重本身具有随机性,本文假设其符合正态分布.采用 Metropolis-Hastings(M-H)抽样技术,针对未知参数 ρ_i ($i=1,2$) 的概率密度函数为 $\pi(\rho_i)$,选取起始点 $\rho_i^{(0)}$,满足 $\pi(\rho_i^{(0)}) > 0$,按照以下步骤迭代产生马尔可夫链:

1) 假设 $m-1$ 时刻的状态值 $\rho_i^{(m-1)}$,从建议分布 $\pi(\rho_i^* | \rho_i^{(m-1)})$ 中产生一个候选点 ρ_i^* .

2) 计算候选点 θ^* 的接受概率

$$\pi(\rho_i^{(m-1)}, \rho_i^*) = \min \left[1, \frac{\pi(\rho_i^*) p(\rho_i^{(m-1)} | \rho_i^*)}{\pi(\rho_i^{(m-1)}) p(\rho_i^* | \rho_i^{(m-1)})} \right] \quad (16)$$

3) 从 $U(0,1)$ 中产生一个随机数 u ,如果 $u < \pi(\rho_i^{(m-1)}, \rho_i^*)$,则接受候选点,表示为

$$\rho_i^{(m)} = \rho_i^*, \text{ 否则 } \rho_i^{(m)} = \rho_i^{(m-1)}$$

在经过充分的迭代后,M-H 算法使马尔可夫链收敛于目标分布 $\pi(\rho_i)$.

4 数值算例

本文采集了某航空公司已经发生更换的某型航空发动机 36 个航空发动机训练样本,监测如下 6 个参数:涡轮后燃气温度偏差(DEGT)、燃油消耗量偏差(GWFM)、高压转子转速偏差(GPCN25)、滑油压力(DPOIL)、低压转子振动值偏差(ZVB1F)和高压转子振动值偏差(ZVB2R),针对监测时刻起的发动机在翼时间 TSI(time since installation),单位为飞行小时,用来提取状态监测参数与退化程度的关系.跟踪某航空发动机在翼监测的 8 个样本,分别对其进行性能失效可靠性分析、结构强度失效可靠性分析和突发失效可靠性分析,验证本文提出方法的有效性.

为综合利用多种状态监测信息,提高信息的准确度和利用率,本文首先采用贝叶斯线性模型(Bayesian linear model, BLM)^[18] 处理多种状态监测信息.该方法可以同时实现多种来源状态信息和不同时序点信息的融合,实时反映航空发动机状态的变化.采用 BLM 融合 DEGT, GWFM 和 GPCN25 进行退化评估,作为性能失效可靠性分析模型的输入变量;采用 BLM 融合 ZVB1F 和 ZVB2R 作为结构强度失效可靠性模型输入变量;采用 BLM 融合以上 6 个参数,作为突发失效的 Weibull 分布的形状参数输入变量.其次,以 BLM 描述的航空发动机状态作为输入变量,结合失效模式确定的可靠性分析模型,计算模型参数;三是应用 BMA 方法,将多失效模式集成到一个框架

进行可靠性分析与评估,通过不断调整各失效模式的权重降低模型对数据拟合的不确定性. BLM 方法与 BMA 方法的主要区别在于, BLM 主要是用于监测信息的融合, BMA 方法主要用于模型的集成.

算法流程如图 1 所示.

经无量纲化的 36 个航空发动机训练样本的状态参数监测如图 2 所示.

采用 BLM 方法,分别针对 3 个模型提取监测参数与退化程度,融合状态监测的向量分别为

$$\hat{\theta}_1 = [0.0071, 0.1931, -0.0791, 0.0158]^T$$

$$\hat{\theta}_2 = [0.00827, 0.0135, 0.0304]^T$$

$$\hat{\theta}_3 = [-0.0102, 0.1796, 0.0015, 0.0318, 0.0151, -0.0159, 0.0157]^T$$

利用 $\hat{\theta}_1, \hat{\theta}_2, \hat{\theta}_3$ 跟踪 8 个在翼监测样本的监测参数,计算对应退化率均值和方差,计算各模型对应的参数,如表 1 所示.

通过上述参数计算各可靠性分析模型输出结果,进一步采用 BMA 方法计算各模型的权重,相关计算结果如表 2 所示. R_g, R_w, R_s 和 R 依次表示考虑性能失效的可靠度、考虑结构强度失效的可靠度,考虑突发失效的可靠度和发动机系统可靠度, P_g, P_w, P_s 依次性能失效权重、结构强度失效权重和突发失效权重.表 3 给出了某型航空发动机各可靠度分析模型误差对比.

图 3 给出了采用各模型计算的可靠度对比结果.由图 3 可知:性能失效具有渐进性,结构强度前期失效速率低、后期失效速率高的特点,突发失效则具有前期失效和后期失效概率高、中间失效概率低的特点.由图 3 和表 2 所知,以上 3 种失效在航空发动机整个运行周期内的不同阶段分别发挥不同的作用,经参数学习和模型平均后得到模型能综合反应上述 3 种失效的影响.图 4~图 6 分别给出各种失效在航空发动机运行周期内权重变化规律.

表 3 给出性能失效、结构强度失效、突发失效及基于 BMA 的航空发动机可靠性分析的对比结果.其计算思路是将各可靠性模型及基于 BMA 模型的航空发动机可靠性分析模型估算的航空发动机在翼剩余寿命与实际与下次维修拆换时间间隔进行比较,验证各种方法的准确度, $\Delta_g, \Delta_w, \Delta_s$ 和 Δ 依次表示各模型的计算误差.由表 3 可知,基于 BMA 的航空发动机可靠性分析模型准确性优于其他 3 个模型.

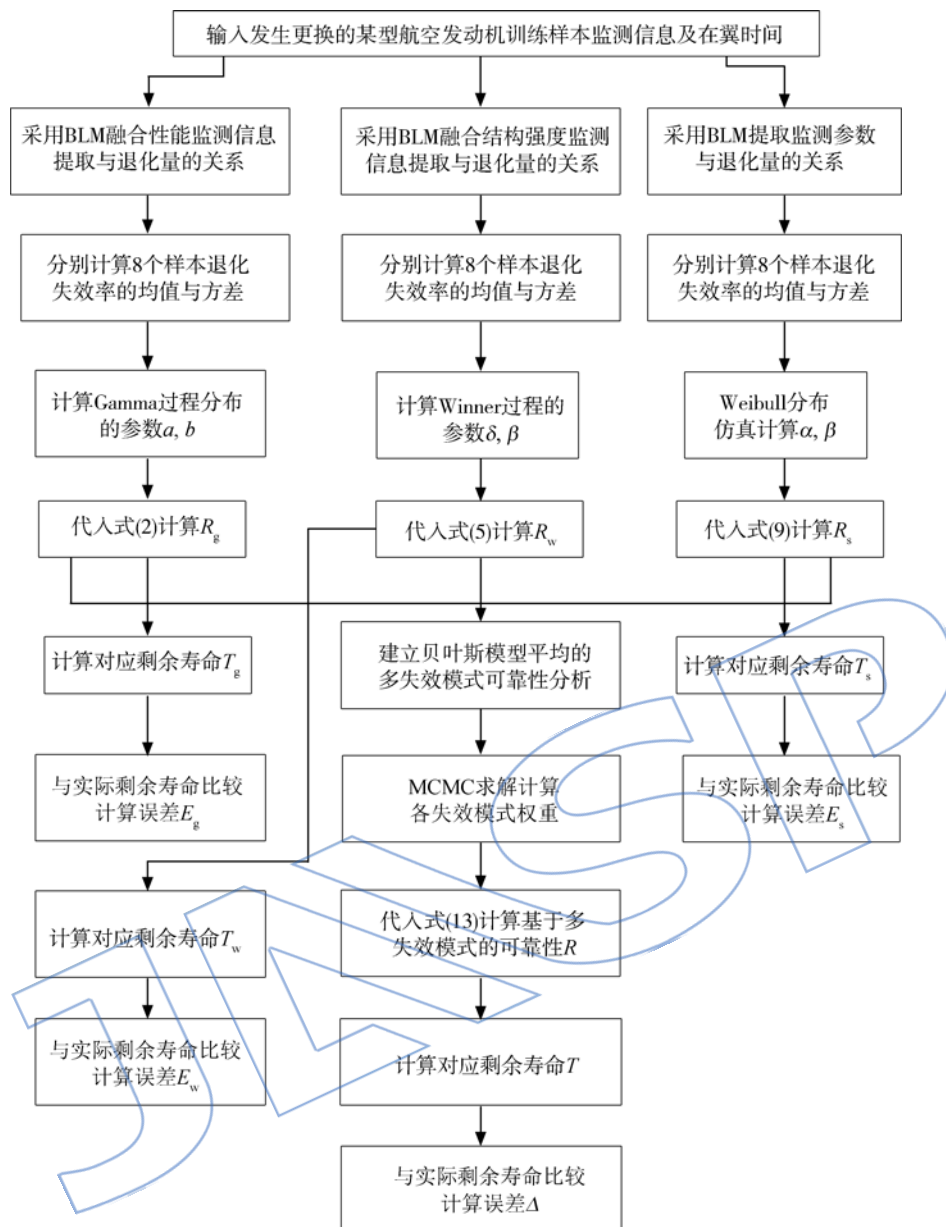


图 1 算例计算流程图

Fig. 1 Computation flow chart for example

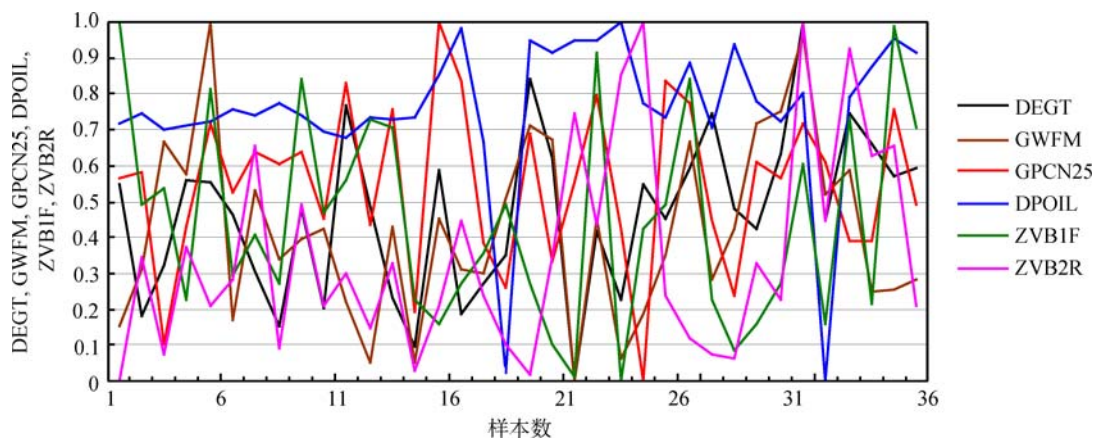


图 2 无量纲化的 36 个航空发动机训练样本状态参数监测

Fig. 2 Condition monitoring dimensionless parameters of 36 aero-engine samples

表 1 某航空发动机各可靠度分析模型参数

Table 1 Parameters of reliability analysis model on aero-engines

序号	在翼时间 t/h	性能失效可靠度		结构强度失效可靠度		突发失效可靠度	
		a	b	$\delta/10^{-5}$	$\beta/10^{-7}$	α	β
1	621	1.30	36 921	0.644 1	3.221	18 235	1.27
2	1 422	1.29	37 528	1.248	8.986	14 928	1.58
3	1 954	1.27	37 952	1.128	4.286	11 705	1.94
4	2 508	1.25	38 246	0.939 8	2.490	10 012	2.37
5	3 397	1.23	39 981	0.787 4	1.378	9 269	3.06
6	3 908	1.21	39 476	2.740	3.221	8 593	3.67
7	4 552	1.18	40 571	2.329	3.221	8 129	4.51
8	5 136	1.16	41 522	2.568	3.221	7 827	5.67

表 2 某航空发动机各可靠度分析模型权重及评估结果

Table 2 Weights and evaluation results of reliability model on aero-engines

序号	在翼时间 t/h	性能失效可靠度		结构强度失效可靠度		突发失效可靠度		系统可靠度 R
		R_g	P_g	R_w	P_w	R_s	P_s	
1	621	0.995 8	0.312 7	0.996 6	0.320 9	0.986 4	0.367 6	0.993 8
2	1 422	0.987 6	0.320 9	0.988 2	0.450 9	0.975 9	0.228 2	0.985 2
3	1 954	0.980 4	0.462 5	0.985 3	0.290 7	0.969 4	0.246 8	0.979 1
4	2 508	0.971 8	0.472 6	0.980 4	0.245 6	0.963 1	0.281 8	0.971 5
5	3 397	0.958 9	0.470 1	0.970 7	0.220 9	0.954 7	0.308 2	0.959 4
6	3 908	0.947 9	0.450 8	0.964 0	0.172 5	0.944 8	0.376 7	0.949 5
7	4 552	0.934 6	0.395 8	0.945 1	0.169 1	0.930 5	0.435 1	0.934 6
8	5 136	0.923 2	0.305 8	0.932 5	0.216 2	0.912 3	0.478 0	0.920 0

表 3 某型航空发动机各可靠度分析模型误差对比

Table 3 Error contrast of different reliability analysis models on aero-engines

序号	性能失效可靠度		结构强度失效可靠度		突发失效可靠度		系统可靠度	
	R_g	$E_g/\%$	R_w	$E_w/\%$	R_s	$E_s/\%$	R	$E/\%$
1	0.995 8	-0.282	0.996 6	-0.363	0.986 4	0.664	0.993 8	-0.081
2	0.987 6	-0.142	0.988 2	-0.203	0.975 9	1.046	0.985 2	0.101
3	0.980 4	0.082	0.985 3	-0.582	0.969 4	1.042	0.979 1	0.051
4	0.971 8	0.123	0.980 4	-0.761	0.963 1	1.019	0.971 5	0.154
5	0.958 9	0.201	0.970 7	-1.020	0.954 7	0.646	0.959 4	0.156
6	0.947 9	0.232	0.964 0	-1.463	0.944 8	0.558	0.949 5	0.063
7	0.934 6	0.054	0.945 1	-1.069	0.930 5	0.492	0.934 6	0.054
8	0.923 2	0.087	0.932 5	-0.920	0.912 3	1.272	0.920 0	0.433

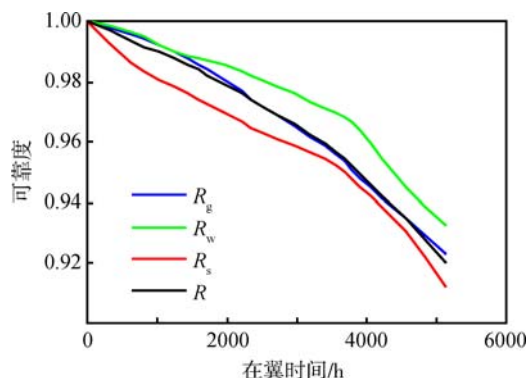


图 3 某型航空发动机不同可靠度分析模型的
计算结果

Fig. 3 Reliability curve of different reliability analysis
models on aero-engines

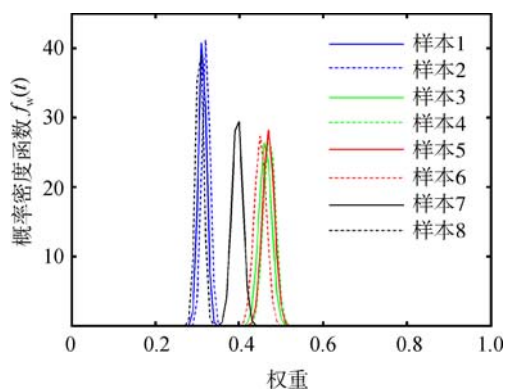


图 4 性能失效权重概率密度函数

Fig. 4 Probability density function of weight on
performance failure

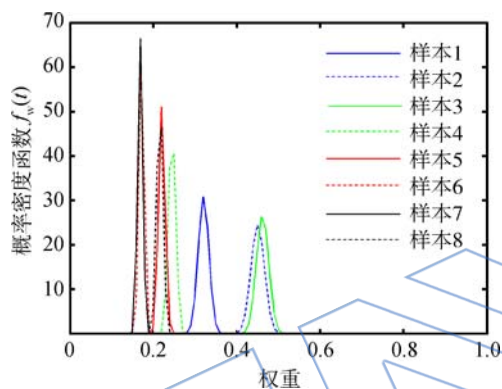


图 5 结构强度失效权重概率密度函数

Fig. 5 Probability density function of structural
intensity failure weights

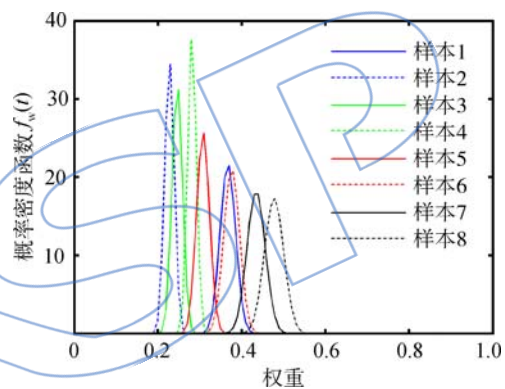


图 6 突发失效权重概率密度函数

Fig. 6 Probability density function of sudden
failure weights

5 结 论

本文针对航空发动机失效模式多的特点,分别针对航空发动机的性能失效、结构强度失效和突发失效建立了对应的可靠性分析模型,考虑到参数和模型本身的不确定性,采用 BMA 方法,分析上述 3 种失效模式对航空发动机可靠性的影响,评估航空发动机可靠性。通过算例,验证了本文提出方法的有效性。

参考文献:

- [1] XIAO Ningcong, HUANG Hongzhong, LI Yanfeng, et al. Multiple failure mode analysis and weighted risk priority number evaluation in FMEA[J]. Engineering Failure Analysis, 2011, 18(4): 1162-1170.
- [2] Boutsikas M V, Koutras M V. On a class of multiple failure mode systems[J]. Naval Research Logistics, 2002, 49(2): 167-185.

- [3] Pickard K, Müller P, Bertsche B. Multiple failure mode and effects analysis; an approach to risk assessment of multiple failures with FMEA[C]// Reliability and Maintainability Symposium. Annual, Piscataway: Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc, 2005: 457-462.
- [4] YANG Qingyu, HONG Yili, CHEN Yong, et al. Failure profile analysis of complex repairable systems with multiple failure modes[J]. IEEE Transactions on Reliability, 2012, 61(1): 180-191.
- [5] HANG Feng, LU Zhenzhou, CUI Lijie. Reliability sensitivity algorithm based on stratified importance sampling method for multiple failure modes systems[J]. Chinese Journal of Aeronautics, 2010, 23(6): 660-669.
- [6] Milienos F S, Koutras M V. A lower bound for the reliability function of multiple failure mode systems[J]. Statistics & Probability Letters, 2008, 78(12): 1639-1648.
- [7] WANG Wenbin, Banjevic D, Pecht M. A multi-component and multi-failure mode inspection model based on the delay time concept[J]. Reliability Engineering & System Safety, 2010, 95(8): 912-920.
- [8] Bichon B J, McFarland J M, Mahadeven S. Efficient surro-

- gate models for reliability analysis of systems with multiple failure modes[J]. Reliability Engineering and System Safety, 2011, 96(10):1386-1395.
- [9] 王大伟,王伟,冯振宇. 基于模糊积分的航空发动机 MTBF 动态评估方法[J]. 航空动力学报, 2013, 28(5):983-988.
- WANG Dawei, WANG Wei, FENG Zhenyu. Dynamic assessment model for MTBF of aero-engine based on fuzzy integral[J]. Journal of Aerospace Power, 2013, 28(5):983-988. (in Chinese)
- [10] 傅惠民,岳晓蕊,张勇波. 极小失效数据的可靠性评估和寿命预测[J]. 航空动力学报, 2010, 25(8):1855-1859.
- FU Humin, YUE Xiaorui, ZHANG Yongbo. Reliability assessment and life prediction for very few failure data[J]. Journal of Aerospace Power, 2013, 25(8):1855-1859. (in Chinese)
- [11] 王燕萍,吕震宙,赵新攀. 基于 Markov chain Monte Carlo 的幂律过程的 Bayesian 分析[J]. 航空动力学报, 2010, 25(1):152-159.
- WANG Yanping, LÜ Zhenzhou, ZHAO Xinpan. Bayesian analysis for the power law process based on Markov chain Monte Carlo [J]. Journal of Aerospace Power, 2010, 25(1):152-159. (in Chinese)
- [12] Volponi A. Data fusion for enhanced aircraft engine prognostics and health management; task 14 program plan development[R]. NASA/CR-2005-214055, 2005.
- [13] Chinnam R B. On-line reliability estimation for individual components using statistical degradation signal models[J]. Quality and Reliability Engineering International, 2002, 18(1):53-73.
- [14] Naeem M, Singh R, Probert D. Consequences of aero-engine deteriorations for military aircraft[J]. Applied Energy, 2001, 70(2):103-133.
- [15] 朱磊,左洪福,蔡景. 基于 Wiener 过程的民航航空发动机性能可靠性预测[J]. 航空动力学报, 2013, 28(5):1006-1012.
- ZHU lei, ZUO Hongfu, CAI Jing. Performance reliability prediction for civil aviation aircraft engine based on Wiener process[J]. Journal of Aerospace Power, 2013, 28(5):1006-1012. (in Chinese)
- [16] Raftery A E, Gneiting T, Balabdaoui F, et al. Using Bayesian model averaging to calibrate forecast ensembles[J]. Monthly Weather Review, 2005, 133(5):1155-1174.
- [17] GUAN Xuefei, Jha R, LIU Yongming. Model selection, updating, and averaging for probabilistic fatigue damage prognosis[J]. Structural Safety, 2011, 33(2):242-249.
- [18] Goldstein M, Wooff D. Bayes linear statistics, theory and methods[M]. Chichester: John Wiley, 2007.