

文章编号: 1000-8055(2010)12-2811-05

基于多性能参数的民用航空发动机 实时性能可靠性预测

任淑红, 左洪福

(南京航空航天大学 民航学院, 南京 210016)

摘 要: 以民用航空发动机为研究对象, 运用性能退化可靠性理论, 对发动机的性能可靠性进行了研究. 通过分析发动机性能退化过程, 利用状态空间方法建立了时变性能退化模型, 并通过卡尔曼滤波对性能趋势进行预测; 然后考虑各性能参数之间的相关性, 运用随机过程理论建立了基于多性能参数的实时性能可靠性预测模型, 从而对发动机的退化时间进行实时预测; 最后通过实例证明该方法是有用的, 并且易于工程实现, 同时, 也为航空公司进行发动机机队科学管理提供了基础.

关 键 词: 可靠性; 卡尔曼滤波; 随机过程; 民用航空发动机; 性能衰退

中图分类号: V37.1

文献标识码: A

Real-time performance reliability prediction for civil aviation aircraft engines based on multiple performance measures

REN Shu-hong, ZUO Hong-fu

(College of Civil Aviation,

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

Abstract: The civil aviation aircraft engine was studied in this paper, and the performance reliability of the engine was also studied by use of performance degradation theory. Firstly, by analyzing the performance degradation process of the engine, the time-varying performance degradation model based on state space method was built, and the performance trends were predicted by using Kalman filtering. Then, considering the correlation of multiple performance parameters, the real-time performance reliability prediction model was developed by using stochastic process theory to predict the degradation time of engines. These models were applied to practical situations. It shows that the proposed methods are feasible and the prediction accuracy meets the needs of the project. Also, it provides a foundation for scientific management of engine fleet of airlines.

Key words: reliability; Kalman filtering; stochastic process;
the civil aviation aircraft engine; performance degradation

随着科技的发展, 航空发动机的可靠性越来越高, 寿命越来越长, 在允许的短时间内很难获取足

够的失效数据, 极少失效甚至零失效下的可靠性评估问题对传统的可靠性理论提出了挑战. 而在

收稿日期: 2010-04-22; **修订日期:** 2010-05-28

基金项目: 国家自然科学基金委员会与中国民用航空总局联合资助(60672164, 60939003);
国家高技术研究发展计划(2006AA04Z427)

作者简介: 任淑红(1978—), 女, 山东平原人, 博士生, 主要从事航空发动机可靠性与维修管理方面的研究.

E-mail: rshh4713@126.com

航空发动机的使用过程中,航空公司积累了大量有关发动机性能监测的数据,这些数据中包含着大量可信、精确而又有用的与发动机下发有关的关键信息,并且很多情况下,性能衰退是发动机下发的主要原因之一. 所以从发动机性能参数的变化着手,利用性能退化数据进行可靠性分析,同时对其退化超限时间进行预测是解决传统可靠性与工程实际不相适应的有效途径.

目前,性能可靠性分析方法多集中在基于单参数的可靠性分析上,如 Lu 等建立了基于时间序列方法的实时性能可靠性评估模型,其中以钻头的推力作为性能监测参数,研究了钻头过度磨损失效的可靠性评估问题^[1]. Gebraeel 等利用轴承振动监测数据,建立了基于神经网络的轴承剩余寿命预测模型^[2]. Kharoufeh 和 Cox 提出了一种混合预测方法来预测单部件系统的剩余寿命分布^[3]. Gebraeel 等提出一种可以实时预测单一部件剩余寿命分布的方法,他利用贝叶斯更新方法,将实时监测信息融入到指数退化模型的参数估计中,得到了设备的剩余寿命分布,从而得到剩余寿命,但预测精度不高^[4]. Park 和 Padgett-Reliability 通过加速试验,建立了包含加速变量的随机过程模型,确定了退化轨道的精确似然函数,以此获得寿命分布^[5]. Elwany 和 Gebraeel 建立了基于贝叶斯更新的性能可靠性预测模型,并将其应用于部件的更换和库存决策中,取得了理想效果^[6].

当然,也有部分文献针对多性能参数的系统可靠性进行了研究,如 Lu 等针对多变量时间序列,提出了利用状态空间方法建立性能可靠性模型^[7]. Barker 和 Newby 建立了基于多变量 Wiener 过程性能可靠性预测模型,其中假设各变量之间是相互独立的^[8]. Wang 和 Coit 在文中指出前人的研究大多基于各变量相互独立的基础上,而实际上,系统的各监测变量之间有着复杂的相互关系;因此提出了一种包含变量之间相关性的多性能参数可靠性评估模型,并通过仿真数据验证了该方法的有效性^[9].

通过以上介绍可知,针对多性能参数的可靠性研究还处于初级阶段,而且主要对系统的性能可靠性进行了评估,没有进一步对系统的寿命做出预测. 而对于航空公司而言,它不仅关心整个发动机机队的性能可靠性分布规律,而且更关注单台发动机在当前状态下,还可以在翼的时间,以此为依据,对发动机进行视情维修决策. 因此,本文主要针对航空发动机的性能衰退规律,研究建

立了基于多性能参数的航空发动机实时性能可靠性预测模型;同时,以此为基础给出了航空发动机在给定性能可靠度下的退化超限时间;最后,将此方法应用于实例,说明了方法的有效性和实用性.

1 基于卡尔曼滤波的航空发动机实时性能可靠性预测

1.1 时变参数退化模型的状态空间表示

首先,通过性能参数数据分析可知,由于发动机处于复杂的工作环境中,受多种外部因素的影响,其性能变化具有随机性,不可能由确定的模型去描述,因此其性能退化轨道的参数具有时变性,下面建立时变参数的性能退化模型.

令 $\mathbf{Y}_t = [y_{1t} \ y_{2t} \ \cdots \ y_{nt}]^T$ 表示发动机的 n 个性能监测参数, t 表示发动机的飞行循环次数, $\boldsymbol{\alpha}_t = [\alpha_{1t} \ \alpha_{2t} \ \cdots \ \alpha_{nt}]^T$ 和 $\boldsymbol{\beta}_t = [\beta_{1t} \ \beta_{2t} \ \cdots \ \beta_{nt}]^T$ 表示时变参数, $\boldsymbol{\varepsilon}_t = [\varepsilon_{1t} \ \varepsilon_{2t} \ \cdots \ \varepsilon_{nt}]^T$ 表示误差项. 则时变的性能退化模型可以表示为

$$\mathbf{Y}_t = \boldsymbol{\alpha}_t + \boldsymbol{\beta}_t t + \boldsymbol{\varepsilon}_t \quad (1)$$

其中时变参数假设服从随机行走过程

$$\begin{aligned} \alpha_{it} &= \alpha_{i,t-1} + \varsigma_{it} \\ \beta_{it} &= \beta_{i,t-1} + \zeta_{it} \end{aligned} \quad (2)$$

将以上时变的性能退化模型表示成状态空间模型的标准形式,令

$$\mathbf{S}_t = [1 \ t], \quad \mathbf{x}_t = [\alpha_{it} \ \beta_{it}]^T, \quad \mathbf{G}_t = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix},$$

$$\mathbf{c}_t = [0 \ 0]^T, \quad \boldsymbol{\eta}_t = [\varsigma_{it} \ \zeta_{it}]^T,$$

$$\mathbf{Q}_t = \begin{bmatrix} \sigma_{\varsigma_{it}}^2 & 0 \\ 0 & \sigma_{\zeta_{it}}^2 \end{bmatrix}, \quad d_t = 0, \quad H_{it} = \sigma_{\varepsilon_{it}}^2.$$

则其标准的状态空间模型可表示为

$$\mathbf{x}_t = \mathbf{G}_t \mathbf{x}_{t-1} + \mathbf{c}_t + \boldsymbol{\eta}_t \quad (3)$$

$$y_{it} = \mathbf{S}_t \mathbf{x}_t + d_t + \varepsilon_{it} \quad (4)$$

其中 $i = 1, 2, \dots, n$, 式(3)称为状态方程,式(4)称为观测方程,随机误差项服从独立正态分布,且相互独立

$$\boldsymbol{\eta}_t \sim iidN(0, \mathbf{Q}_t),$$

$$\varepsilon_{it} \sim iidN(0, H_{it}),$$

$$E[\varepsilon_{it} \boldsymbol{\eta}_t^T] = 0.$$

1.2 时变参数估计的卡尔曼滤波递归算法

卡尔曼滤波递归算法的原理是:首先进行模式状态的预报,接着引入观测数据,然后根据观测数据对模式状态进行重新分析(即更新).随着模式状态预报的持续进行和新观测数据的陆续输入,这个过程可以不断地向前推进,Kalman filter 预测与更新的具体步骤见参考文献[10].

1.3 基于多参数的航空发动机实时性能可靠性预测模型的建立

对于具有 n 个性能监测参数的航空发动机来说,各监测参数之间具有复杂而紧密的相互关系,并且

$$\begin{aligned} P_r\{Y_1(t) \leq D_1, Y_2(t) \leq D_2, \\ \dots, Y_n(t) \leq D_n\} \neq \\ P_r\{Y_1(t) \leq D_1\} P_r\{Y_2(t) \leq D_2\} \\ \dots P_r\{Y_n(t) \leq D_n\} \end{aligned}$$

因此航空发动机的多参数性能可靠度分布密度函数应该表示为 n 个性能监测参数的联合概率密度函数.

定理 1: 对于时变参数 α_{it} 和 β_{it} ($i = 1, 2, \dots, n$) 服从随机行走过程的性能退化模型

$$y_{it} = \alpha_{it} + \beta_{it}t + \epsilon_{it} \quad (5)$$

其中 ϵ_{it} , α_{it} 和 β_{it} 的定义如上所述.

则性能参数 y_{it} 服从正态分布,其期望和方差分别为

$$E(y_{it}) = \alpha_{it_0} + \beta_{it_0}t \quad (6)$$

$$D(y_{it}) = \sigma_{\zeta_{it}}^2 t + \sigma_{\zeta_{it}}^2 t^3 + \sigma_{\epsilon_{it}}^2 \quad (7)$$

证明:根据参考文献[11]和前面的假设可知,由于 α_{it} 和 β_{it} ($i = 1, 2, \dots, n$) 服从随机行走过程,又因为

$$E(\alpha_{it} - \alpha_{it-1}) = E(\zeta_{it}) = 0,$$

$$D(\alpha_{it} - \alpha_{it-1}) = D(\zeta_{it}) = \sigma_{\zeta_{it}}^2;$$

$$E(\beta_{it} - \beta_{it-1}) = E(\zeta_{it}) = 0,$$

$$D(\beta_{it} - \beta_{it-1}) = D(\zeta_{it}) = \sigma_{\zeta_{it}}^2.$$

根据随机行走过程的性质可得

$$E(\alpha_{it}) = \alpha_{it_0}, \quad D(\alpha_{it}) = \sigma_{\zeta_{it}}^2 t \quad (8)$$

$$E(\beta_{it}) = \beta_{it_0}, \quad D(\beta_{it}) = \sigma_{\zeta_{it}}^2 t \quad (9)$$

通过以上分析,可以得到性能参数 y_{it} 在 t 时刻的期望和方差,又因为 $y_{it} = \alpha_{it} + \beta_{it}t + \epsilon_{it}$, 所以

$$E(y_{it}) = E(\alpha_{it} + \beta_{it}t + \epsilon_{it}) =$$

$$E(\alpha_{it}) + E(\beta_{it})t + E(\epsilon_{it}) = \alpha_{it_0} + \beta_{it_0}t \quad (10)$$

$$D(y_{it}) = D(\alpha_{it} + \beta_{it}t + \epsilon_{it}) =$$

$$D(\alpha_{it}) + D(\beta_{it})t^2 + D(\epsilon_{it}) = \sigma_{\zeta_{it}}^2 t + \sigma_{\zeta_{it}}^2 t^3 + \sigma_{\epsilon_{it}}^2 \quad (11)$$

同时,因为 ϵ_{it} , α_{it} 和 β_{it} 都是服从正态分布的,因此性能参数 y_{it} 也是服从正态分布的,证毕.

由定理 1 可得,时刻 t 航空发动机的多参数性能可靠度为

$$\begin{aligned} R(t) &= P_r\{Y_1(t) \leq D_1, Y_2(t) \leq D_2, \dots, Y_n(t) \leq D_n\} = \\ &\int_0^{D_1} \dots \int_0^{D_n} \int_0^{D_1} f(y_{1t}, y_{2t}, \dots, y_{nt}) dy_{1t} dy_{2t} \dots dy_{nt} = \\ &\int_0^{D_1} \dots \int_0^{D_n} \int_0^{D_1} (2\pi)^{-\frac{n}{2}} |\mathbf{\Sigma}_t|^{-\frac{1}{2}} \exp\left[-\frac{1}{2}(\mathbf{Y} - \mathbf{\mu}_t)^T \mathbf{\Sigma}^{-1}(\mathbf{Y} - \mathbf{\mu}_t)\right] dy_{1t} dy_{2t} \dots dy_{nt} \end{aligned} \quad (12)$$

其中

$$\begin{aligned} \mathbf{\mu}_t &= [\alpha_{1t_0} + \beta_{1t_0}t \quad \alpha_{2t_0} + \beta_{2t_0}t \quad \dots \quad \alpha_{nt_0} + \beta_{nt_0}t]^T, \\ \mathbf{\Sigma} &= \begin{bmatrix} \text{Var}(Y_1(t)) & \text{Cov}(Y_1(t), Y_2(t)) & \dots & \text{Cov}(Y_1(t), Y_n(t)) \\ \text{Cov}(Y_2(t), Y_1(t)) & \text{Var}(Y_2(t)) & \dots & \text{Cov}(Y_2(t), Y_n(t)) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \text{Cov}(Y_n(t), Y_1(t)) & \text{Cov}(Y_n(t), Y_2(t)) & \dots & \text{Var}(Y_n(t)) \end{bmatrix} \end{aligned}$$

根据二维正态分布的性质可得

$$\text{Cov}(Y_i(t), Y_j(t)) = \rho_{ij} \sigma_i \sigma_j, \quad (i, j = 1, 2, \dots, n).$$

2 基于性能可靠性的航空发动机实时退化超限时间预测

借助上述性能可靠度函数,可以根据连接方程计算出给定性能可靠度时的退化超限时间. 其相关概念和方法可以参考文献[12]. 根据式(12), 由连接方程得

$$\delta = (2\pi)^{-\frac{n}{2}} |\boldsymbol{\Sigma}_t|^{-\frac{1}{2}} \times \exp\left[-\frac{1}{2}(\mathbf{Y}-\boldsymbol{\mu}_t)^T \boldsymbol{\Sigma}^{-1}(\mathbf{Y}-\boldsymbol{\mu}_t)\right] \quad (13)$$

式(13)唯一的未知数为工作时间 t , 方程符合工程意义的解就是退化超限时间的值.

3 实例分析

本文选用某航空公司 CFM56 型发动机总共三台,从 2003—2008 年共 6 年的性能监测数据. 根据航空公司经验,选取了航空发动机三个关键的性能监测参数:排气温度裕度 Γ_{egtm} (exhaust gas temperature margin,简称 EGTM)、高压压气机转子角速度偏差量 Δ_{n2} 、平均滑油消耗率 Ψ_{aoc} (average oil consumption,简称 AOC),进行实时可靠性预测;如表 1 所示. 在此,令时刻 t 表示发动机的飞行循环次数.

表 1 航空发动机性能监测数据表
Table 1 Aero-engine performance monitoring data table

$t/\text{循环次数}$	Engine 1			Engine 2			Engine 3		
	Γ_{egtm}	Δ_{n2}	Ψ_{aoc}	Γ_{egtm}	Δ_{n2}	Ψ_{aoc}	Γ_{egtm}	Δ_{n2}	Ψ_{aoc}
200	104	-1.2	0.22	96	-0.9	0.21	110	-0.9	0.17
400	92	-1.1	0.22	94	-1	0.22	104	-0.6	0.13
600	90	-1	0.22	96	-1	0.21	94	-0.5	0.17
800	92	-0.8	0.21	96	-0.9	0.23	82	-0.6	0.18
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
11 600	46.3	-0.82	0.25	32	-0.5	0.19	48	-0.7	0.19
11 800	42	-0.8	0.22				48	-0.7	0.2
12 000	39	-0.75	0.21				45	-0.7	0.18
12 200	36	-0.7	0.2				38	-0.7	0.16
12 400	30	-0.9	0.2				38	-0.6	0.15
12 600							39	-0.6	0.15
12 800							36	-0.5	0.14
13 000							40	-0.7	0.18
13 200							32	-0.6	0.23

通过上述方法,可以得到航空发动机的性能可靠度函数曲线如图 1 所示.

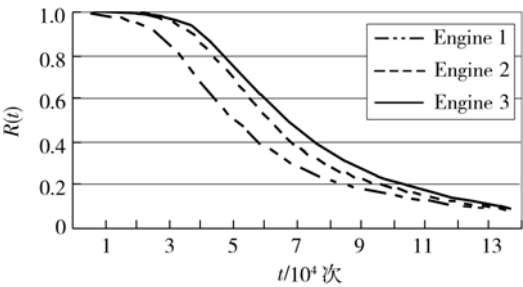


图 1 可靠度函数曲线
Fig. 1 Reliability function curve

其次,通过连接方程,还可以得到给定性能可靠度下航空发动机的退化超限时间,其结果如表 2 所示.

表 2 结果比较
Table 2 Results comparion

可靠度	Engine 1 $t/\text{循环次数}$	Engine 2 $t/\text{循环次数}$	Engine 3 $t/\text{循环次数}$
0.96	12 600	14 200	18 000
0.97	10 800	12 400	16 400
0.98	9 200	10 000	14 000
真实寿命	12 400	11 600	13 200
真实寿命对应的可靠度	0.961	0.973	0.983

4 结 论

由表2可以看到,不同的发动机下发时所对应的性能可靠度是不同的,这是因为每台发动机的工作环境不同并且其本身性能也有差异.由此可以看出,性能可靠性反应了发动机的个体差异性.因此,航空公司可以根据每台发动机的性能可靠性变化趋势,有针对性的制定相应的维修计划,便于发动机机队的灵活管理,可以很好地满足工程实际需要.

参考文献:

- [1] Lu H, Kolarik W J, Lu S S. Real-time performance reliability prediction[J]. IEEE Transactions on Reliability, 2001, 50(4):353-357.
- [2] Gebraeel N, Lawley M, Liu R, et al. Residual life predictions from vibration-based degradation signals: a neural network approach[J]. IEEE Transactions on Reliability, 2004, 51(3):694-700.
- [3] Kharoufeh J P, Cox S M. Stochastic models for degradation based reliability [J]. IIE Transactions, 2005, 37(6): 533-542.
- [4] Gebraeel N Z, Lawley M A, Li R, et al. Residual-life distributions from component degradation signals: a Bayesian approach[J]. IIE Transactions, 2005, 37(6):543-557.
- [5] Park C, Padgett-Reliability W J. Stochastic degradation models with several accelerating variables [J]. IEEE Transactions on Reliability, 2006, 55(2):379-390.
- [6] Elwany A H, Gebraeel N Z. Sensor-driven prognostic models for equipment replacement and spare parts inventory [J]. IIE Transactions, 2008, 40(7):629-639.
- [7] Lu S, Lu H, Kolarik W J. Multivariate performance reliability prediction in real-time[J]. Reliability Engineering and System Safety, 2001, 72(1):39-45.
- [8] Barker C T, Newby M J. Optimal non-periodic inspection for a multivariate degradation model[J]. Reliability Engineering and System Safety, 2009, 94(1):33-43.
- [9] Wang P, Coit D W. Reliability prediction based on degradation modeling for systems with multiple degradation measures[J]. Reliability and Maintainability, 2004, 78(3): 302-307.
- [10] 陈学华. 状态空间模型理论与算法及其在金融计量中的应用[D]. 广州:暨南大学, 2007:95-109.
CHEN Xuehua. Theory and algorithms on state space modeling and its applications in financial econometrics[D]. Guangzhou: Jinan University, 2007:95-109. (in Chinese)
- [11] 张波, 张景肖. 应用随机过程 [M]. 北京:清华大学出版社, 2004:160-177.
- [12] 曾声奎, 赵廷弟, 张建国, 等. 系统可靠性设计分析教程 [M]. 北京:北京航空航天大学出版社, 2001:216-219.