

http://bhxb.buaa.edu.cn jbuua@buaa.edu.cn

DOI: 10.13700/j.bh.1001-5965.2014.0190

# 基于蒙特卡罗模拟的航空发动机故障风险预测

赵洪利<sup>\*1</sup>, 刘宇文<sup>2</sup>

(1. 中国民航大学 航空工程学院, 天津 300300; 2. 中国民航大学 中欧航空工程师学院, 天津 300300)

**摘 要:** 针对航空发动机结构复杂、故障模式多样, 传统故障风险预测方法难以实现的现状, 基于蒙特卡罗模拟技术, 给出了航空发动机故障风险预测方法, 用于评估发动机各个部件在未来发生故障的可能性。针对航空发动机故障数据的特点, 以威布尔分布建立故障概率模型, 利用中位秩回归参数法, 估计威布尔分布参数。利用乘同余组合发生器与反变换法相结合的方式产生满足威布尔分布的随机数。在单故障模式风险预测的基础上, 给出了多种故障模式并存的航空发动机风险预测方法, 并且给出了蒙特卡罗模拟步骤和算法。针对实例, 对比发动机厂商提供的预测数据, 验证了算法的有效性与蒙特卡罗模拟方法在航空发动机故障风险预测中的可用性。

**关键词:** 航空发动机; 多故障模式; 定期检查; 风险预测; 蒙特卡罗模拟

**中图分类号:** V239; O211.67

**文献标识码:** A

**文章编号:** 1001-5965(2015)03-0545-06

航空发动机的风险水平指在规定的时间内、正常飞行的条件下, 航空发动机出现故障的概率或次数<sup>[1]</sup>。故障风险预测方法能够给出航空发动机在未来一段时间周期内可能发生故障的次数。航空运营企业为了保证飞机运行的可靠性, 需要计划好发动机维修, 并储备相应数量的需备件, 这就需要对发动机的故障风险水平做出预测, 估计发动机在未来一段时间内各部件及发动机系统出现故障的次数, 从而为生产或运营计划做出安排。

航空发动机部件多, 结构复杂, 不同部件都有各自的故障概率分布。经过多年发展, 航空发动机部件故障概率的分析方法有很多<sup>[2-3]</sup>。其中, 经典的解析方法虽然能够给出单个部件统计特性的精确表达式, 但是用于确定多部件组成的复杂系统的故障风险等可靠性参数是十分困难的。而其他系统分析方法, 如故障树分析法、马尔可夫状态转移法等, 其问题求解的规模往往会随着部件数目

的增多而呈指数量级增大<sup>[4-5]</sup>, 且对所求解的系统往往有一定限制(如部件故障概率分布形式等)。蒙特卡罗方法作为一种随机模拟方法, 通过对模型或系统的观察或抽样试验来计算所求参数的统计特征, 能够很好地避免以上问题。

## 1 蒙特卡罗方法

蒙特卡罗方法的主要步骤<sup>[6]</sup>包括: 针对具体问题构造相应的概率过程; 实现已知概率分布的随机抽样; 利用随机抽样的结果计算具体的估计量。

### 1.1 构造概率过程

构造概率过程即找到具体问题所服从的概率分布, 如二项分布、指数分布、正态分布等。准确描述问题的概率过程是蒙特卡罗求解方法的关键, 整个随机模拟过程都是建立在已知的概率分布之上。如何确定问题所服从的概率分布,

收稿日期: 2014-04-06; 录用日期: 2014-07-11; 网络出版时间: 2014-08-08 11:43

网络出版地址: [www.cnki.net/kcms/doi/10.13700/j.bh.1001-5965.2014.0190.html](http://www.cnki.net/kcms/doi/10.13700/j.bh.1001-5965.2014.0190.html)

\* 通讯作者: 赵洪利(1964—)男, 天津人, 副教授, jyyazx@163.com, 主要研究方向为航空维修与管理。

引用格式: 赵洪利, 刘宇文. 基于蒙特卡罗模拟的航空发动机故障风险预测[J]. 北京航空航天大学学报, 2015, 41(3): 545-550.

Zhao H L, Liu Y W. Forecasting for aero-engine failure risk based on Monte Carlo simulation[J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2015, 41(3): 545-550 (in Chinese).

这需要根据已有的数据并结合相应的数据处理方法来确定。

## 1.2 随机抽样与统计

构造完概率过程后,就知道了系统各个部分所服从的概率分布,如一辆汽车中仪表盘等电子元器件寿命可能服从指数分布,发动机故障时间可能服从威布尔分布等。在已知概率分布的基础上,产生满足相应分布的随机变量即为随机抽样过程。随机抽样的核心在于随机数的生成,常用的方法有工程上的物理方法和数学公式递推法。工程上的物理方法无法重复便捷地生成随机数,且价格昂贵。数学递推公式法利用计算机就可重复产生大量的随机数,虽然无法做到真正意义上的随机性,但只要满足相应的随机数检验,即可满足大部分要求<sup>[7]</sup>。

蒙特卡罗模拟方法能否得到好的结果关键在于整个随机过程的构造和计算过程中随机数的性质。在随机抽样的基础上,根据所求解的问题,对随机抽样过程中产生的数据进行记录、统计,进而确定问题的估计量,得到问题的解。

## 2 故障风险预测算法

### 2.1 故障概率模型

在航空发动机故障数据处理中,威布尔分布是最常见的,且与数据符合程度相对较好的一种分布<sup>[8]</sup>。航空发动机是一种高可靠性的产品,通常只有小样本的故障数据。威布尔分析在处理小样本数据时,与其他分析方法相比通常都具有较好的效果<sup>[9-10]</sup>。因此,在航空发动机故障风险预测中,本文采用了威布尔分布模型。

威布尔累积概率分布函数为

$$F(t; \beta, \eta) = 1 - e^{-(t-t_0)/\eta}^\beta \quad (1)$$

式中,  $F(t; \beta, \eta)$  为累积概率,  $t$  为故障时间,  $\beta$  为形状参数,  $\eta$  为尺度参数,  $t_0$  为起始点。

对于小样本航空发动机故障数据,为了得到合适的尺度参数和形状参数,采用中位秩回归参数估计法<sup>[11]</sup>。

1) 将故障时间数据  $T = [T_1 \ T_2 \ \cdots \ T_n]^T$  从小到大排列,并利用式(2)计算各个数据的中位秩,当故障时间数据中存在删失数据时,需利用式(3)调整数据排序值。

$$R_i = \frac{i - 0.3}{N + 0.4} \quad (2)$$

式中,  $i$  为数据序号;  $R_i$  为第  $i$  个数据的中位秩;  $N$  为数据总数。

$$i' = j + \frac{N + 1 - j}{1 + p} \quad (3)$$

式中,  $i'$  为调整后的排序值;  $j$  为前一个数据调整后的排序值;  $p$  为当前删失数据之后的数据个数。

2) 计算故障时间的自然对数,记为  $Y = \ln T$ , 并令

$$X = \ln \left( \ln \left( \frac{1}{I - R_Y} \right) \right) \quad (4)$$

式中,  $I$  为单位矩阵;  $R_Y$  为  $Y$  的中位秩。

3) 计算方程  $y = A + Bx$  的最小均方估计  $\hat{A}$  和  $\hat{B}$ , 满足式(5)和式(6)。

$$\hat{A} = \bar{Y} - \hat{B} \bar{X} \quad (5)$$

式中,  $\bar{Y}$  为  $Y$  的均值;  $\bar{X}$  为  $X$  的均值。

$$\hat{B} = \frac{\sum_{i=1}^N x_i y_i - \frac{\left( \sum_{i=1}^N x_i \right) \left( \sum_{i=1}^N y_i \right)}{N}}{\sum_{i=1}^N x_i^2 - \frac{\left( \sum_{i=1}^N x_i \right)^2}{N}} \quad (6)$$

式中,  $x_i$ 、 $y_i$  为向量  $X$ 、 $Y$  的分量。

4) 求解中位秩回归参数  $\hat{\beta}$  和  $\hat{\eta}$  为威布尔参数  $\beta$ 、 $\eta$  的估计值。

$$\hat{\beta} = \frac{1}{\hat{B}} \quad (7)$$

$$\hat{\eta} = e^{\hat{A}} \quad (8)$$

### 2.2 随机变量的抽样方法

满足威布尔分布的随机数生成算法有很多,反变换法是其中一种便捷、有效的方法<sup>[12-13]</sup>。设需产生分布函数  $F(x)$  的连续随机数  $x$ ,若已有  $[0, 1]$  区间均匀随机数  $r$ ,则产生  $x$  的反变换公式<sup>[14]</sup>为

$$x = F^{-1}(r) \quad (9)$$

则威布尔的反变换公式为

$$T = \eta \left[ \ln \left( \frac{1}{1-r} \right) \right]^{\frac{1}{\beta}} \quad (10)$$

式中,  $T$  为随机故障时间。

反变换法的关键在于  $[0, 1]$  区间上高品质的均匀随机数。采用目前广泛使用的乘同余组合发生器来产生  $[0, 1]$  区间上的均匀随机数。递推公式<sup>[15]</sup>为

$$R_i = \left( \sum_{j=1}^m c^{(j)} X_i^{(j)} \right) \bmod M^{(1)} \quad r_i = \frac{R_i}{M^{(1)}} \quad (11)$$

$$X_{i+1}^{(j)} = a^{(j)} X_i^{(j)} \bmod M^{(j)} \quad M^{(1)} = \max M^{(j)} \quad (12)$$

式中,  $j = 0, 1, \dots; j = 1, 2, \dots, m; r_i$  为  $[0, 1]$  区间上随机数; mod 为求余运算符;  $m$  为组合数。

选取组合数  $m = 2$ , 且令

$$M^{(1)} = 2\ 146\ 058\ 219 \quad a^{(1)} = 43\ 465 \quad c^{(1)} = 1$$
$$M^{(2)} = 2\ 145\ 434\ 063 \quad a^{(2)} = 45\ 271 \quad c^{(2)} = -1$$

2.3 蒙特卡罗模拟流程

设发动机有  $n$  种故障模式, 记为  $F_1, F_2, \dots, F_n$ . 这  $n$  种故障模式相互独立, 均服从威布尔分布, 参数记为  $(\eta_1, \beta_1), (\eta_2, \beta_2), \dots, (\eta_n, \beta_n)$ , 故障时间抽样为

$$F_k = \eta_k \left[ \ln \left( \frac{1}{1 - r_k} \right) \right]^{\frac{1}{\beta_k}} \quad (13)$$

式中  $r_k \in R, R$  为乘同余组合发生器生成的随机数序列.

假定发动机定期检查时间为  $T$ , 故障修复后, 发动机使用时间重新计, 累积到时间  $T$  时, 再做下次定检, 则蒙特卡罗模拟运行流程如图 1 所示.

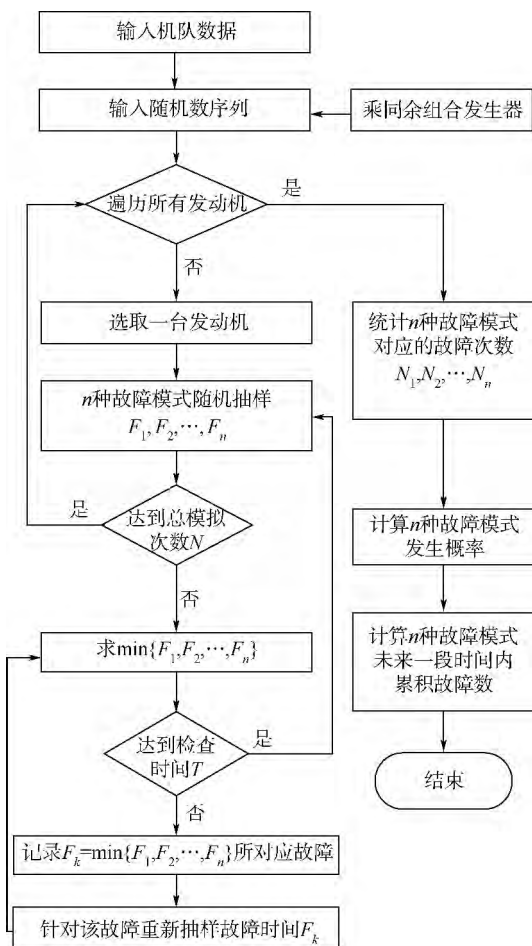


图 1 蒙特卡罗模拟流程  
Fig. 1 Monte Carlo simulation process

- 由图 1 可知, 模拟的基本步骤如下:
- 1) 输入机队的原始数据, 包括机队总数, 使用率, 机队年龄分布;
  - 2) 利用乘同余组合发生器构建  $[0, 1]$  区间均匀随机数表;

- 3) 针对每台发动机, 从随机数表中顺序选取随机数, 利用式 (13) 计算各个故障模式的随机故障时间  $F_1, F_2, \dots, F_n$ , 首次故障时间需大于发动机的已安全运行时间, 否则需重新产生一组随机故障时间, 直到均大于发动机已安全运行时间;
- 4) 判断  $\min\{F_1, F_2, \dots, F_n\}$  是否小于定期检查时间  $T$ . 若是, 则记录该故障  $F_k$ , 该故障模式发生次数累加 1;
- 5) 针对  $k$  故障模式, 重新抽样故障时间  $F_k$ ;
- 6) 重复步骤 4) 和步骤 5), 直到  $\min\{F_1, F_2, \dots, F_n\}$  超过发动机定期检查时间  $T$ , 则一次模拟结束;
- 7) 遍历机队内所有发动机, 每台发动机均进行  $N$  次模拟, 并记录结果;
- 8) 计算发动机各个故障模式发生的概率;
- 9) 结合机队原始数据, 计算机队未来一段时间内发动机各个故障模式可能发生的次数.

3 算例及结果分析

3.1 算例描述

为了验证该模型的准确性与适用性, 本文采用了某发动机公司手册中的数据作为输入条件, 利用上述故障风险预测算法进行模拟仿真, 并将结果与发动机公司给出的软件仿真结果进行分析对比. 手册中提供了某喷气式发动机 4 种相互独立的故障模式:  $F_1$  表示过热,  $F_2$  表示叶片裂纹,  $F_3$  表示油管裂纹,  $F_4$  表示燃烧室裂纹. 4 种故障模式均服从不同参数的威布尔分布, 具体参数见表 1. 同时, 发动机的定期检查时间为 1 000 h, 整个机队发动机运行时间分布如图 2 所示. 假定发动机使用率为 25 h/月.

表 1 4 种故障模式参数列表

| Table 1 Parameters list of 4 failure modes |        |         |
|--|--------|---------|
| 故障模式                                       | $\eta$ | $\beta$ |
| $F_1$                                      | 10 193 | 2.09    |
| $F_2$                                      | 2 336  | 4.57    |
| $F_3$                                      | 12 050 | 1.885   |
| $F_4$                                      | 3 149  | 4.03    |

3.2 模拟流程

- 针对初始时间为 0 的发动机, 详细阐述蒙特卡罗风险预测方法, 模拟流程见图 3.
- 1) 为 4 种模式生成随机故障时间. 利用随机数表, 顺序选取前 4 个  $[0, 1]$  区间上的随机数: 0.007, 0.028, 0.517, 0.603. 根据式 (13), 则有:

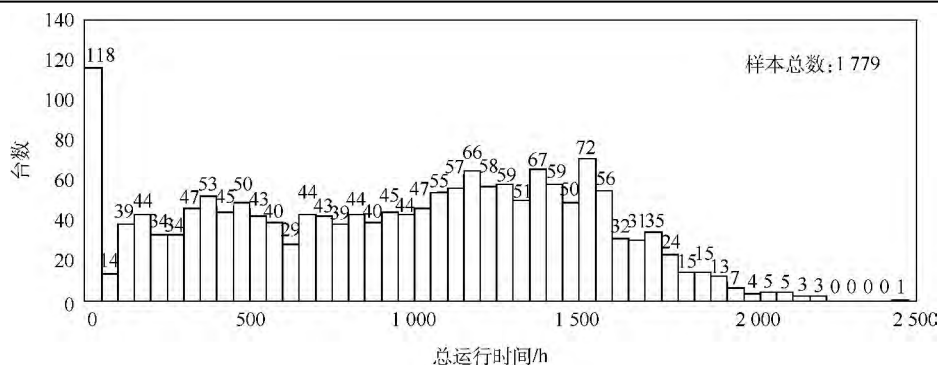


图2 机队发动机运行时间分布

Fig. 2 Operation time distribution of engine fleet

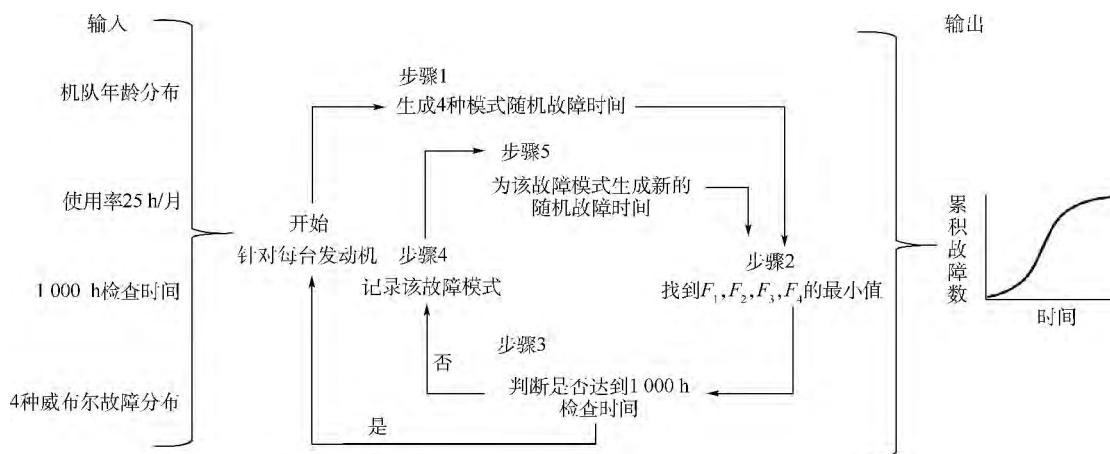


图3 模拟流程

Fig. 3 Simulation process

$F_1 = 951 \text{ h}$ ,  $F_2 = 1072 \text{ h}$ ,  $F_3 = 10180 \text{ h}$ ,  $F_4 = 3088 \text{ h}$ .

2) 4种故障模式中,最小的故障时间为951 h,并未达到定期检查时间1000 h.

3) 最先发生的为 $F_1$ 故障,记录该故障发生时间为951 h,相当于在未来第38个月发生故障.从随机数表中选取下一个随机数0.442,为 $F_1$ 故障重新生成随机故障时间, $F_1 = 8827 \text{ h}$ .此时, $\min\{F_1, F_2, F_3, F_4\}$ 已超过定期检查时间1000 h.至此,一次模拟结束.

针对每台发动机重复模拟 $N$ 次,并遍历所有发动机.根据大数定理,则发动机故障发生概率近似为

$$P_{ij} = \frac{N_{ij}}{NN_e + N_a} \quad (14)$$

式中 $i=1, 2, 3, 4$ 为故障模式序号; $j=1, 2, \dots, 12$ 为发生故障的月份; $N_{ij}$ 为第 $i$ 种故障在 $j$ 月份发生的次数; $P_{ij}$ 为第 $i$ 种故障模式在 $j$ 月份发生的概率; $N_a$ 为额外抽样次数; $N_e$ 为发动机数量.

则发动机故障风险预测结果为

$$F_{ij} = N_e P_{ij} \quad (15)$$

式中 $F_{ij}$ 为第 $i$ 种故障在 $j$ 月份发生的预测

次数.

发动机一年内的故障风险预测结果见表2,某发动机公司提供的内部软件预测结果见表3,图4给出了12月份发动机故障次数的收敛结果.

表2 发动机累积故障次数预测结果

Table 2 Forecasting results of cumulative failure number of engine

| 月份  | 故障次数      |           |           |           |
|-----|-----------|-----------|-----------|-----------|
|     | $F_1$     | $F_2$     | $F_3$     | $F_4$     |
| 1月  | 0         | 0         | 0         | 0         |
| 2月  | 0.203 815 | 0.461 832 | 0.240 431 | 0.221 532 |
| 3月  | 0.401 265 | 0.891 837 | 0.484 208 | 0.429 415 |
| 4月  | 0.609 607 | 1.382 214 | 0.730 675 | 0.666 959 |
| 5月  | 0.813 159 | 1.833 612 | 0.976 881 | 0.890 197 |
| 6月  | 1.036 660 | 2.343 870 | 1.235 160 | 1.136 468 |
| 7月  | 1.249 202 | 2.830 047 | 1.492 061 | 1.371 846 |
| 8月  | 1.475 197 | 3.382 893 | 1.755 327 | 1.635 703 |
| 9月  | 1.696 138 | 3.896 892 | 2.008 816 | 1.895 163 |
| 10月 | 1.927 382 | 4.476 445 | 2.270 442 | 2.178 049 |
| 11月 | 2.146 355 | 5.034 475 | 2.532 921 | 2.434 819 |
| 12月 | 2.376 549 | 5.657 666 | 2.801 109 | 2.729 058 |

表 3 某发动机公司预测结果  
Table 3 Forecasting results provided by  
an engine company

| 月份   | 故障次数  |       |       |       |
|------|-------|-------|-------|-------|
|      | $F_1$ | $F_2$ | $F_3$ | $F_4$ |
| 1 月  | 0     | 0     | 0     | 0     |
| 2 月  | 0.17  | 0.33  | 0.21  | 0.17  |
| 3 月  | 0.38  | 0.67  | 0.47  | 0.34  |
| 4 月  | 0.60  | 1.15  | 0.74  | 0.58  |
| 5 月  | 0.78  | 1.47  | 0.95  | 0.74  |
| 6 月  | 0.92  | 1.71  | 1.13  | 0.87  |
| 7 月  | 1.22  | 2.27  | 1.49  | 1.15  |
| 8 月  | 1.46  | 2.81  | 1.77  | 1.41  |
| 9 月  | 1.66  | 3.16  | 2.02  | 1.60  |
| 10 月 | 1.95  | 3.90  | 2.36  | 1.95  |
| 11 月 | 2.07  | 4.03  | 2.51  | 2.03  |
| 12 月 | 2.38  | 4.90  | 2.87  | 2.45  |

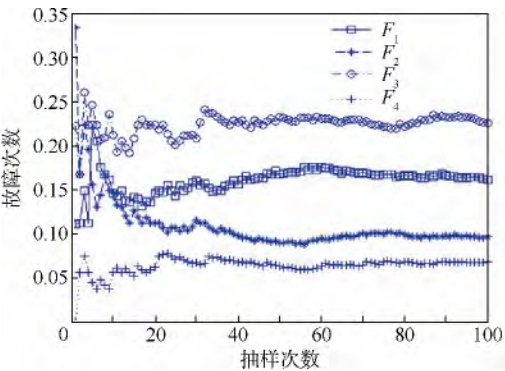


图 4 12 月份发动机故障次数收敛结果  
Fig.4 Convergence results of engine failure  
number on December

3.3 结果分析

在模拟过程中,为了得到稳定的结果,需要实时观察模拟输出的数值,以便确定输出结果是否稳定.以 12 月份发动机的故障次数预测结果为例,每 10000 次输出一 次模拟数值,并做 100 次抽样,则总模拟次数为  $10^6$ .由图 4 可知,最终结果已收敛.一般来说,模拟次数越大,预测结果越逼近真实情况.在试验过程中,通过对比总模拟次数为  $10^6$ , $10^7$  和  $10^8$  时的收敛图形,发现结果差别不大.因此,总模拟次数设定为  $10^6$  已满足收敛性要求.同时,由表 2 和表 3 可以看出,机队内发动机一年内各部件累积故障次数的预测结果与发动机公司提供的数据相差不大,故障总次数仅相差 0.97.预测结果准确,验证了该算法的有效性与适用性.

4 结 论

1) 在确定了失效分布规律后,利用蒙特卡罗模拟算法进行仿真,能够比较准确地估算出整个

机队发动机在未来不同时间段内的故障风险水平,从而为发动机维修管理提供可靠性指标参考;

2) 蒙特卡罗模拟是多故障模式下风险预测的一个有效方法,并且在多故障模式下,该算法不但可以预测机队整体风险水平,而且还可确定何种故障模式最易发生,从而可以有针对性地对 该故障制定相应的改进措施,降低机队的故障 风险;

3) 当某个易发故障得到改进后,可重新进行 仿真模拟来找到下一个易发故障,不断迭代,从而 实现对机队内发动机的动态管理.

致谢 中国民航大学郭庆副教授提供了某发 动机厂商的技术资料,并为文章写作提出了建设 性意见,在此表示感谢!

参考文献 (References)

[1] 赵宇. 可靠性数据分析 [M]. 北京: 国防工业出版社, 2011: 14-20.  
Zhao Y. Data analysis of reliability [M]. Beijing: National De-  
fense Industry Press, 2011: 14-20( in Chinese ).

[2] 杨宇航, 冯允成. 基于仿真的复杂系统可靠性、可用性和 MT-  
BF 评估文献综述 [J]. 系统工程理论与实践, 2003, 42( 2 ) :  
80-85.  
Yang Y H, Feng Y C. Survey of reliability and availability evalu-  
ation of complex system using Monte Carlo techniques [J]. Sys-  
tems Engineering-Theory & Practice, 2003, 42( 2 ) : 80-85 ( in  
Chinese ).

[3] 刘晓平, 唐益明, 郑利平. 复杂系统与复杂系统仿真研究综  
述 [J]. 系统仿真学报, 2008, 20( 23 ) : 6303-6315.  
Liu X P, Tang Y M, Zheng L P. Survey of complex system and  
complex system simulation [J]. Journal of System Simulation,  
2008, 20( 23 ) : 6303-6315( in Chinese ).

[4] 邵伟. 蒙特卡洛方法及其在一些统计模型中的应用 [D]. 济南:  
山东大学, 2012.  
Shao W. Monte Carlo methods theory and their applications in  
some statistical model [D]. Jinan: Shandong University, 2012( in  
Chinese ).

[5] 袁明伟. 复杂系统可靠性分析 [D]. 马鞍山: 安徽工业大  
学, 2013.  
Yuan M W. Reliability analysis of complex system [D]. Maans-  
han: Anhui University of Technology, 2013( in Chinese ).

[6] Dickman B H, Gilman M J. Technical note Monte Carlo optimi-  
zation [J]. Journal of Optimization Theory and Applications,  
1989, 60( 1 ) : 149-157.

[7] 周文彬. 组合式伪随机数发生器的研究与设计 [D]. 哈尔滨:  
哈尔滨工程大学, 2013.  
Zhou W B. Design and research of the combined pseudo-random  
number generator [D]. Harbin: Harbin Engineering University,  
2013( in Chinese ).

[8] Baumshtein M V, Prokopenko A V, Ezhov V N. Probabilistic  
prediction of the fatigue life of gas-turbine engine compressor  
blades under two-level programmed loading [J]. Strength of Ma-

- terials ,1985 ,17( 5) : 587-592.
- [9] Nee A Y C ,Song B ,Ong S K. Re-engineering manufacturing for sustainability [M]. Singapore: Springer Singapore 2013: 699-703.
- [10] Saralees N ,Samuel K. Strength modeling using Weibull distributions [J]. Journal of Mechanical Science and Technology , 2008 ,22( 7) : 1247-1254.
- [11] 麻晓敏 ,张士杰 ,胡丽琴 ,等. 可靠性数据威布尔分析中秩评定算法改进研究 [J]. 核科学与工程 ,2007 ,27( 2) : 152-155.
- Ma X M ,Zhang S J ,Hu L Q ,et al. An improved rank assessment method for weibull analysis of reliability data [J]. Nuclear Science and Engineering 2007 ,27( 2) : 152-155( in Chinese) .
- [12] Yadolah D. The concise encyclopedia of statistics [M]. New York: Springer New York 2008: 446-447.
- [13] Johnson G E. Constructions of particular random processes [J]. Proceedings of the IEEE ,1994 ,82( 2) : 270-285.
- [14] 金畅. 蒙特卡罗方法中随机数发生器和随机抽样方法的研究 [D]. 大连: 大连理工大学 2005.
- Jin C. Study on random number generator and random sampling in Monte Carlo method [D]. Dalian: Dalian University of Technology 2005( in Chinese) .
- [15] 杨自强 ,魏公毅. 常见随机数发生器的缺陷及组合随机数发生器的理论与实践 [J]. 数理统计与管理 ,2001 ,20( 1) : 45-51.
- Yang Z Q ,Wei G Y. Drawbacks in classical random number generators-theory and practice of combined generator [J]. Journal of Applied Statistics and Management 2001 ,20( 1) : 45-51 ( in Chinese) .

## Forecasting for aero-engine failure risk based on Monte Carlo simulation

ZHAO Hongli<sup>\*1</sup> , LIU Yuwen<sup>2</sup>

( 1. College of Aviation Engineering , Civil Aviation University of China , Tianjin 300300 , China;

2. Sino-European Institute of Aviation Engineering , Civil Aviation University of China , Tianjin 300300 , China)

**Abstract:** In view of the fact that aero-engines have complicated structure and multiple failure modes , traditional methods are difficult to meet the requirements. A forecasting method for aero-engine failure risk based on Monte Carlo simulation is presented , which is used to evaluate the possibility of failure for each component of engine in the future. According to the characteristics of aero-engine failure data , the failure probability model is based on the Weibull distribution whose parameters are estimated by the method of rank regression. Combining multiplicative congruent generator with the inverse transform method , the random numbers are produced to satisfy Weibull distribution. The method used to forecast failure risk for engines with multi-failure modes is based on the one with single failure mode. The simulation procedures and algorithm , by comparing the simulation results with the forecasting datum from the engine manufacture are presented , it proves that the algorithm and Monte Carlo simulation are effective in aero-engine failure risk forecast.

**Key words:** aero-engine; multi-failure modes; scheduled maintenance; risk forecast; Monte Carlo simulation