

基于航空装备维修数据的维修需求预测方法

蔡复青^{1,2},王 戈²,钟 道³

(1. 海军航空大学,山东 烟台 264001;2. 海军装备技术研究所,北京 102442;
3. 国防科学技术大学研究生院,长沙 410073)

摘要:飞机的维修活动是装备管理工作的重要内容,但是飞机具有产品结构复杂、使用环境复杂的特点,建立在经典大样本同总体分布模型假设的维修需求预测方法难以适用。文章基于航空装备维修保障数据,围绕飞机维修需求预测问题,辨识影响维修需求的主要因素,采用数据驱动的方法建立飞机损伤程度模型,提出了一种飞机维修需求预测的新方法,并通过实测数据的分析处理,验证了方法的可行性。

关键词:航空装备;飞行强度;维修;需求预测;多元协变量模型

中图分类号:TB114.3

文献标志码:A

故障是威胁飞机安全的重要因素,对飞机完好率和可用度有显著影响。维修是指对故障设备进行维护和修理,是为保持和恢复产品良好工作状态而进行的活动^[1]。及时有效修复飞机故障,是提高飞机完好率,保障飞行任务的前提。根据维修目的和时机,维修可分为预防性维修、修复性维修、改进性维修和战场抢修四种^[2]。根据飞机使用可靠性、飞行训练计划或作战飞行任务准确地预测飞机的维修需求,合理制定维修保障方案、部署维修资源、调整维修力量部署是实现航空装备科学维修保障的重要因素,具有重要的研究意义和实用价值。

国内外学者在维修需求预测方面开展了大量研究工作。Croston J.D^[3]提出将不常用备件需求序列拆分为需求量和需求间隔2个连续序列分别进行预测的方法。Bootstrap法在处理平稳需求时非常有效,Wang M^[4]等将Bootstrap法扩展到能够估计序列的自相关性。郭琼琼^[5]等采用时间序列方法、回归分析法及贝叶斯方法预测高速公路维修备件需求。林琳^[6]等提出一种基于特征合成的机械备件周期性维修需求预测方法。胡起伟^[7]等以工龄更换维修策略为例,建立考虑预防性维修的备件需求量计算模型。但是,由于受到设计、制造、使用、时间、环境、维修等多方面因素的影响,这些传统的基于经验假设模型和参数法的建模方法,基本无法满足飞机等复杂产品的维修需求预测要求。

随着部队航空装备任务和训练强度快速提升,部队管理信息化水平的提高,装备维修保障数据的规模迅猛增长,为维修保障信息的决策支持提供了丰富的

数据资源,如何采用有效的方法挖掘航空装备维修保障数据中蕴含的信息,提高维修需求预测准确度,合理调配和优化维修保障资源,已成为当前迫切需要解决的问题。

1 研究思路

20世纪90年代以来,主动维修在西方国家迅速发展。 $P-F$ 间隔期原理是主动维修的理论基础,其曲线如图1所示。 P 点为潜在故障(Potential failure)发生点,指故障发生前的一些预兆。 F 点为功能性故障(Functional failure)发生点,指设备已丧失了某种规定功能。设备从潜在故障到功能故障的间隔称为 $P-F$ 间隔期。根据 $P-F$ 间隔期原理,对于结构复杂的设备,可以充分利用潜在故障已经发生,并在其转变成成为功能故障之前的这段时间对设备做好状态监测,并发现故障前兆,实施主动修理,以降低维修工作量和维修费用,实现少投入、多产出的理想效果。

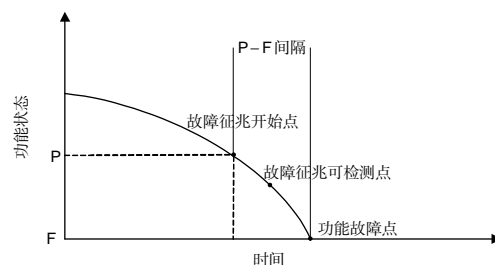


图1 $P-F$ 曲线

Fig.1 $P-F$ curve

对于飞机这种复杂装备,其损伤程度反映出飞机丧失执行任务能力或自身损伤的严重程度,跟飞机服役时间、使用强度等因素密切相关。在工程实践中,损伤程度模型是对飞机或某个分系统建立的一个函数,它与服役时间、飞行时间强度和起落次数强度等因素相关,可以对飞机未来损伤情况进行预测和分析。在飞机的维护工作中,可以用飞机损伤程度 λ 衡量其功能状态。如果设定飞机的某损伤程度为一门限值,一旦飞机损伤程度超过该值,就须加强对设备的检测和重点监控,争取在飞机部件临界发生功能故障前判断出故障,并将其更换或修复,就可以防止功能故障的发生或避免功能故障产生的后果。

根据以上分析,确定研究方案如图2所示。

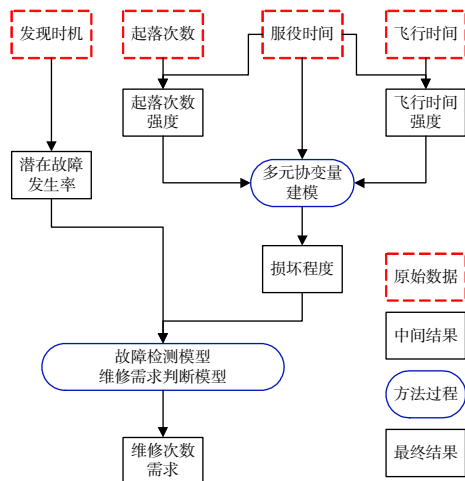


图2 维修需求预测技术方案

Fig.2 Maintenance request prediction plan

1)数据收集。主要包括飞机训练数据和故障维修数据,比如飞机编号、飞行时间、起落次数、飞行日期、故障日期、分系统、维修方式、发现时机和维修工时等数据。

2)数据预处理。对原始数据进行一定的数据预处理,得到中间变量,如起落次数强度、飞行时间强度、潜在故障发现率、损坏程度、维修能力评估、维修次数和维修工时等。

3)飞行强度-损伤程度模型。将中间变量作为输入变量,建立损伤程度的多元协变量模型。

4)维修需求预测。确定潜在故障发现率,得到维修需求判断模型,在维修需求判断模型基础上,计算维修次数需求。

2 维修需求建模

2.1 飞行强度-损伤建模

飞机损伤建模是生存分析的一种具体应用。在统计学中有2种常见的分析协变量与生存状况相关关系的建模方法^[8]:一种是加速失效时间模型,另一种是根据生存分析的生存函数。对协变量建立风险函数,主要是加法风险模型^[9-11]和比例风险模型^[12]。Aalen又进一步提出了关注数据风险差异的加法风险模型^[9]。Cisneros-Gonzalez等其他学者也都对加法模型进行了研究,加法模型也因此得到了广泛的应用^[13-17]。

加法风险模型的结构为:

$$\lambda(t, T, C) = \lambda_0(t) + \alpha T + \beta C, \quad (1)$$

式中: t 、 T 、 C 均为 p 维协变量向量; $\lambda(t, T, C)$ 为风险函数; $\lambda_0(t)$ 为基础风险率; α 、 β 为回归参数。

根据对飞机服役期间相关数据与飞机损伤程度的相关性分析,筛选出飞机服役时间、飞行时间强度和起落次数强度作为模型的输入变量,损伤程度作为模型的输出变量,飞机损伤程度的加法模型为:

$$\lambda(t) = \lambda_0(\Delta t) + \alpha T(t) + \beta C(t). \quad (2)$$

式(2)中: $\lambda(t)$ 为某时刻飞机进行故障维修时的损伤程度; Δt 、 $T(t)$ 、 $C(t)$ 为输入协变量向量,分别为某时刻进行故障维修时飞机的服役时间、飞行时间强度和起落次数强度,每个向量均为 p 维; λ_0 为基础损伤函数,代表飞机关于时间的损伤速率,只与服役年限有关。

飞行强度对飞机的损伤程度可以看作一个退化过程,且飞行强度对飞机的退化效果是累积的。在某一次故障检测过程中,当损伤程度不为零时,根据维修需求判断模型,计算该时刻的维修需求量,结合对应的发生时间,记录为维修需求预测分布情况。

1)飞行强度主要包括飞行时间强度和起落次数强度。飞行强度是维修需求的主要影响因素,同时也是维修需求预测的重要依据。

飞行时间强度 T 为飞机单位时间内的飞行小时数,等于总飞行时间/时间间隔,单位为 h/d。

$$T = \frac{\sum T_i}{N}. \quad (3)$$

式(3)中: N 为时间间隔,单位为 d; T_i 为时间间隔内第 i 次飞行任务的飞行时间,单位为 h。

2)起落次数强度 C 为飞机单位时间内起落次数,等于总起落次数/时间间隔,单位为次/d。

$$C = \frac{\sum C_i}{N}. \quad (4)$$

式(4)中: N 为时间间隔,单位为 d; C_i 为时间间隔内第 i 次飞行任务的起落次数,单位为次。

3)损伤程度由基础数据表格中“维修方式”数据得到。具体方法为,将8种维修情况的损伤程度划分

为4个等级,将装备的故障分别设为A级、B级、C级、D级4个等级的损伤程度,可以定义为:SA、SB、SC、SD。

飞机8种故障维修方法对应的损伤程度等级划分方法为:

- ① SA :更换发动机(7);
- ② SB :更换故障件(1)、串件修复(5);
- ③ SC :更换零部件(4)、现场修理(2);
- ④ SD :调整(3)、清洗(6)、其他(8)。

其中: SA = 1, SB = 0.9, SC = 0.8, SD = 0.7。

损伤程度的计算方法为:服役时间内各次故障的损伤程度的取值求和。

$$S = \sum S_i \tag{5}$$

式(5)中: S 为相同型号飞机集群总的损伤程度; S_i 为时间间隔内第 i 次故障的损伤程度。

2.2 潜在故障发现率

根据数据统计分析,飞机的故障发现时机包括预先机务准备、飞行中、飞行后检查、换季工作、机械日等13种情况,其中,产生于“飞机启动”、“滑行”、“飞行”过程中的故障所采取的维修工作视为事后维修,其余10种情况采取的维修工作为预防性维修。

将预防性维修中发现的故障看作潜在故障,潜在故障发现率为预防性维修在整个维修工作中所占数量的比例,即:

$$p = \frac{N_p}{N_t} \tag{6}$$

式(6)中: N_p 为进行预防性维修的故障次数; N_t 为总的故障次数。

2.3 维修需求建模

将损伤程度作为故障检测的性能特征量,定义损伤程度大于等于0.7时,开始进入潜在故障,有可能检测到故障。若维修人员判定为故障,则飞机进入维修状态,进行下一步的维修活动;若没有检测到潜在故障,则继续正常工作,直到下一次维修活动。当损伤程度等于1时,代表飞机发生功能性故障,立即进入维修状态,进行修复性维修。

因此,在某一时间点 t , 同型机群的第 i 架飞机的维修需求为 $M_i(t)$, 损伤程度为 $\lambda(t)$, 潜在故障发现率 p , 其维修需求判断模型可表示为:

$$M_i(t) = \begin{cases} 0 & \lambda(t) < 0.7 \\ B(1, p) & 0.7 \leq \lambda(t) < 1, \\ 1 & \lambda(t) \geq 1 \end{cases} \tag{7}$$

式中, $B(1, p)$ 为参数 p 的0-1两点分布。

则同型机群的维修需求判断模型为:

$$M(t) = \sum M_i(t) \tag{8}$$

如果在某次维修活动中,1架飞机被检测到故障,无论是潜在故障和功能性故障,如果该飞机由正常使用状态转移到故障维修状态,同型机群的维修需求的数值加1。

3 维修需求预测与结果分析

3.1 维修需求预测

根据上述方法,以某型飞机历史维修数据为对象,进行维修需求预测分析。进行飞行强度和起落强度计算的时间间隔取为1d,按照数据预处理、飞行强度-损伤程度建模维修需求预测的步骤,得到该研究对象的维修次数需求预测结果。

在本文中,模型的输入输出变量 $\lambda(t_i)$ 、 Δt_i 、 $T(t_i)$ 以及 $C(t_i)$ 与飞机实际使用维修情况有关,因为数据没有规律性,不能用拟合的方法求解模型参数。

本文采用数据驱动的思想,根据实际数据,统计式(2)相关的数据变量,并代入式(2)中,采用线性拟合方法估计模型参数。对于该组飞行训练数据,经过数据预处理,得到飞行时间强度、起落架次强度和潜在故障发现率,然后通过式(2)得到飞机的损伤程度预测。

图3为该型机的飞行时间强度,图4为该型机的起落架次强度,飞机潜在故障发现率 $p = 0.8$,表1为飞机总体损伤程度模型的参数估计结果。

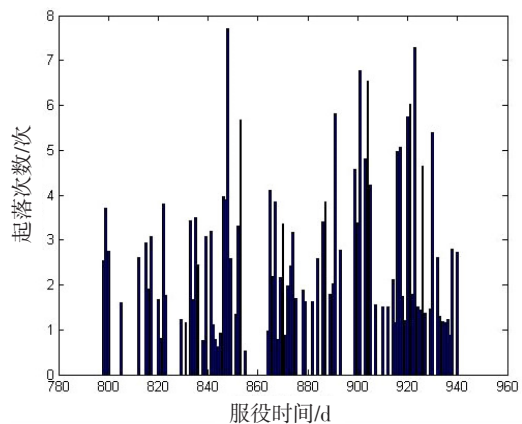


图3 测试集中的飞行时间强度数据

Fig.3 Flight time strength in the training dataset

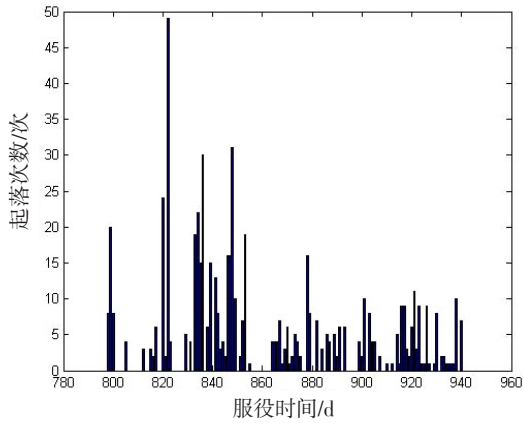


图4 测试集中的起落架次强度数据

Fig.4 Flight rise-fall strength in the training dataset

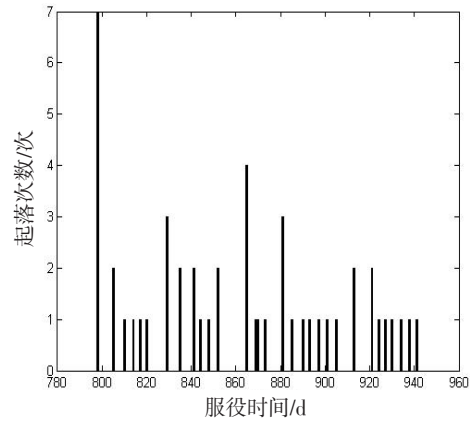


图5 维修次数需求预测

Fig.5 Maintenance requirement prediction

表1 损伤程度模型的参数估计结果

Tab.1 Damage degree model parameter estimation

研究对象	λ_0	α	β
飞机总体	0.012	0.02	0.003

将 $\lambda_0 = 0.012$, $\alpha = 0.02$, $\beta = 0.003$, 代入式(7), 可得损伤程度模型表示为:

$$\lambda(t_i) = 0.012\Delta t(t_i) + 0.02T(t_i) + 0.003C(t_i) \quad (9)$$

式(9)中: t_i 为服役时间点; Δt_i 为时间间隔; $T(t_i)$ 为时间间隔内飞行时间; $C(t_i)$ 为时间间隔内起落次数。

依据损伤程度的取值, 由维修需求判断模型, 可以得到维修需求预测的计算方法。

$$M(t) = \sum M_i(t); \quad (10)$$

$$M_i(t) = \begin{cases} 0 & \lambda < 0.7 \\ B(1, 0.8) & 0.7 \leq \lambda < 1 \\ 1 & \lambda \geq 1 \end{cases} \quad (11)$$

式(11)中: λ 为损伤程度值; $B(1, 0.8)$ 为参数 $p = 0.8$ 时的0-1分布。

当损毁程度大于等于0.7时, 进入潜在故障期, 故障有可能被检测到, 但飞机仍可继续工作。若潜在故障被检测到, 则进行预防性维修; 若未被检测到, 则继续工作, 在下次飞行结束后继续检测。若损伤程度达到1, 则必须进行事后维修。图5为得到的维修次数需求预测结果。

3.2 结果分析

将预测的维修次数需求与现场数据中的维修次数进行对比, 分析预测结果的准确率, 结果如图6所示。

根据计算结果, 进行误差分析, 主要计算平均误差和最大误差2个指标。

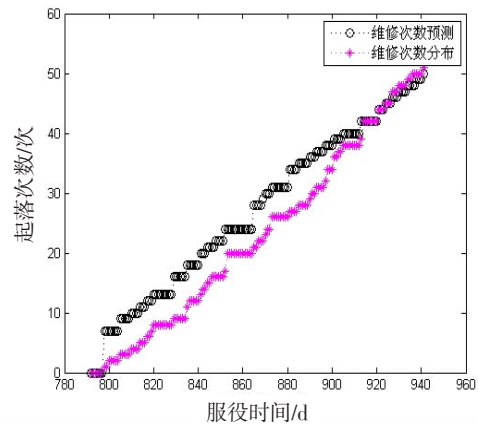


图6 实际维修次数和预测结果对比

Fig.6 Comparison of maintenance requirement prediction

某个日历时间下, 维修次数需求预测的误差的计算方法为:

$$E_r(t_i) = \frac{|\hat{M}(t_i) - M(t_i)|}{M(t_i)} \times 100\% \quad (12)$$

式(12)中: t_i 为第 i 个时间间隔; $M(t_i)$ 为实际维修次数; $\hat{M}(t_i)$ 为维修次数预测; $E_r(t_i)$ 为预测误差。

平均误差表示为:

$$\bar{E}_r = \text{mean}(E_r(t_i)) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n E_r(t_i) \quad (13)$$

最大误差表示为:

$$E_{r\max} = \max(E_r(t_i)) \quad (14)$$

经计算维修次数需求的平均误差为 7.74%, 最大误差为 13.8%。由误差分析结果可以看出, 总体上维修次数需求预测结果与实际值大致相同, 平均误差较小。根据 holdout 验证方法, 可以得出结论, 维修次数需求的预测值与实际数据基本符合, 验证了方法对本文研究问题的可行性。

4 结论

本文通过对某型号飞机的使用维修情况及现场数据分析,确定了飞机维修需求的主要影响因素。基于飞机使用维修过程中的现场记录数据,通过数据挖掘和处理,运用多元协变量模型,建立飞行强度-损伤模型,根据服役时间、飞行时间、起落次数等主要影响因素计算得到飞机损伤程度,并得到维修需求判断模型,进而预测飞行数据对应的维修需求。最后,通过真实案例对模型方法可行性进行验证。

参考文献:

- [1] WILLIAM M GOBLE. MTTR: reality vs calculation[J]. *Hydrocarbon Processing*, 2013, 92(11): 94-94.
- [2] GUO BO, JIANG PING, XING YUNYAN. A censored sequential posterior odd test method for verification of the mean time to repair[J]. *IEEE Transactions on Reliability*, 2008, 57(2): 243-247.
- [3] CROSTON J D. Forecasting and stock control for intermittent demands[J]. *Operational Research Quarterly*, 1972, 23(3): 289-303.
- [4] WANG M, RAO S S. Estimating reorder points and other management science applications by bootstrap procedure [J]. *European Journal of Operations Research*, 1992, 56: 332-342.
- [5] 郭琼琼,邢国英,王沛,等. 高速公路机电设备维修备件需求预测方法[J]. *公路交通技术*, 2016(3): 117-121.
GUO QIONGQIONG, XING GUOYING, WANG PEI, et al. Prediction methods for demand of maintenance spare parts of electromechanical equipment for expressways[J]. *Technology of Highway and Transport*, 2016(3): 117-121. (in Chinese)
- [6] 林琳,陈湘芝,钟诗胜. 基于特征合成的周期性备件需求预测方法[J]. *哈尔滨工业大学学报*, 2016, 48(7): 27-32.
LIN LIN, CHEN XIANGZHI, ZHONG SHISHENG. Demand forecasting method for periodic spare parts based on feature synthesis[J]. *Journal of Harbin Institute of Technology*, 2016, 48(7): 27-32. (in Chinese)
- [7] 胡起伟,贾希胜,赵建民. 考虑预防性维修的备件需求量计算模型[J]. *兵工学报*, 2016(5): 916-922.
HU QIWEI, JIA XISHENG, ZHAO JIANMIN. A model of calculating spare parts demand volume of considering preventive maintenance[J]. *Acta Armamentarii*, 2016(5): 916-922. (in Chinese)
- [8] ROSMAINI AHMAD, SHAHRUL KAMARUDDIN. An overview of time-based and condition-based maintenance in industrial application[J]. *Computers & Industrial Engineering*, 2012, 63(1): 135-149.
- [9] ADRIAAN VAN HORENBEEK, LILIANE PINTELON. A dynamic predictive maintenance policy for complex multi-component systems[J]. *Reliability Engineering & System Safety*, 2013, 120: 39-50.
- [10] PASCUAL R, GODOY D, FIGUEROA H, et al. Optimizing maintenance service contracted under imperfect maintenance and a finite time horizon[J]. *Applied Stochastic Models in Business and Industry*, 2013, 29(5): 564-577.
- [11] PENROSE H. Simple time-to-failure estimation techniques for reliability and maintenance of equipment[J]. *IEEE Electrical Insulation Magazine*, 2009, 25(4): 14-18.
- [12] SAMROUT M, CHELET E, KOUTA R. Optimization of maintenance policy using the proportional hazard model[J]. *Reliability Engineering & System Safety*, 2009, 14(1): 44-52.
- [13] CISNEROS GONZALEZ M, HERNANDEZ CF, MORALES CPORAL R, et al. Parameter estimation of a synchronous-generator two-axis based on the standstill chirp test[J]. *IEEE Transactions on Energy Conversion*, 2013, 28(1): 44-51.
- [14] KAZEMINIA M, MEHRJOO M. A new method for maximum likelihood parameter estimation of gamma-gamma distribution[J]. *Journal of Lighwave Technology*, 2013, 31(9): 1347-1353.
- [15] YANG XIONGTAN, HUANG BIAO, PRASAD VINAY, et al. Inequality constrained, parameter estimation using filtering approaches[J]. *Chemical Engineering Science*, 2014, 106: 211-221.
- [16] TIRZA ROUNTTENBERG, JOSEPH TABRIKIAN. Bayesian parameter estimation using periodic cost functions[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2012, 60(3): 1229-1240.
- [17] LÜ HAISHEN, HOU TING, HORTON ROBERT, et al. The stream flow estimation using the Xinanjiang rainfall runoff model and dual state-parameter estimation method [J]. *Journal of Hydrology*, 2013, 480: 102-114.