

基于状态监测的民机机载设备寿命预测方法现状研究

□ 李长杰¹ □ 谢小东² □ 明新国¹

1. 上海交通大学 机械与动力工程学院 上海 200240

2. 上海飞机客户服务有限公司 上海 200241

摘要:准确地预测机载设备的剩余寿命,是实现高效的基于状态维修(CBM)、降低民用飞机生命周期成本的关键。对近年来基于状态监测的机载设备寿命预测的代表性方法进行了分类和概括,对比分析了各种方法的区别及优缺点,展望了几个具有前景的研究方向。

关键词:民用飞机 机载设备 基于状态监测 寿命预测

中图分类号: TH165+.2; V241.07

文献标识码: A

文章编号: 1000-4998(2013)08-0042-04

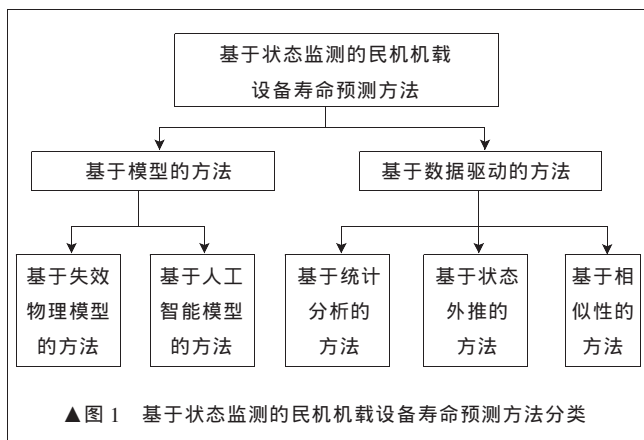
从寿命控制的角度,可将民用飞机分为飞机机体和机载设备两部分,其中民用飞机机载设备是对民机飞行过程中的各种信息和指令进行监控、传送、处理和显示设备的总称,分为航电设备系统和机电设备系统两大部分。它将飞机的各个组成部分连接起来,相当于飞机的大脑、神经和指挥系统,是飞行员安全、可靠、准确地操纵飞机,完成预定飞行任务的重要保证。先进的飞机中机载设备的成本占飞机总成本的40%以上,由于运行条件复杂,工作环境恶劣,随着使用时间的增加,剩余寿命逐渐降低,容易造成恶性事故,但如果盲目维修更换,则会增加成本。数据统计表明,我国民航业的维修成本占总运营成本的20%左右,每年用于维护、修理和航材等方面的费用是巨大的^[1]。可见,预测机载设备的寿命以降低维修成本是很重要的,准确地预测出机载设备的剩余寿命,是实现高效的基于状态维修(CBM)、降低民机生命周期成本的关键。

近年来,基于状态监测的设备寿命预测技术的研究层出不穷,新方法、新模型不断涌现,并探索应用于机载设备中。本文对目前基于状态监测的机载设备寿命预测的代表性方法进行了分类(见图1)、概括和对比分析,探讨了几个具有前景的研究方向。

1 民机机载设备寿命特性分析

民用飞机机载设备的寿命是指在规定的运行条件下,从投入使用开始到不能继续使用、报废为止的工作时间或日历持续时间^[2]。机载设备的寿命预测就是预计某部件或子系统完成其功能的状态,并确定剩余寿命和正常工作时间。实施状态监测一方面可以实时了解和掌握机载设备的状态,提早发现故障及其原因;另一方面可以利用监测数据进行寿命预测,提高预测准

收稿日期:2013年3月



确度,还可用于相似部件或系统的寿命预测参考,即本文所要探讨的基于状态监测的寿命预测。

不同类型机载设备的寿命特性不同,而且它们的工作环境千差万别,因此寿命预测的方法也有很大差异。根据构成和工作特征的不同,可将民机机载设备分为5种类型,表1对应给出了目前寿命预测采用的主要方法。

表1 民机机载设备寿命特性分类

编号	机载设备类别	寿命特性	主要预测方法
1	机械类	疲劳、损耗型	A1、B1、B2、B3
2	机电类	疲劳、日历老化型	A1、B1、B3
3	电子类	击穿、热负荷型	A2、B1
4	电气类	高温老化、热负荷型	A2、B2
5	塑料、橡胶类	高温老化、日历老化型	A2、B1、B2

表中,A1为基于失效物理模型的方法,A2为基于人工智能模型的方法;B1为基于统计分析的方法,B2为基于状态外推的方法,B3为基于相似性的方法。

2 基于状态监测的机载设备寿命预测方法研究进展

随着维修观念和维修理论的发展,设备的维护策略已由事后维护、基于时间的预防维护,逐步发展为基于状态的维护(CBM)。有调查表明,对状态监测投入1~2万美元,每年可节省50万美元的维护费用^[3]。近年来,状态监测技术在重大装备(尤其是航空设备)的寿命预测中得到广泛研究和应用,张小丽等^[4]综述了机械重大装备寿命预测方法,归纳了存在的问题和难点。为便于归纳总结,本文将基于状态监测的设备寿命预测方法分为基于模型的方法和基于数据驱动的方法。

2.1 基于模型的方法

基于模型的方法是根据研究对象建立合适的模型,并结合其机械动力学特性和状态监测数据来预测剩余寿命。基于模型的方法有很多种,根据所建立模型种类的不同,将其分为基于失效物理模型的方法和基于人工智能模型的方法,前者如疲劳寿命分析法、应力腐蚀寿命预测方法等,采用的模型包括裂纹扩展模型、疲劳累计损伤模型等。后者采用粗糙神经网络模型、BP神经网络模型、免疫神经网络模型、过程神经网络模型(PNN)等。

2.1.1 基于失效物理模型的方法

基于失效物理模型的寿命预测方法首先需要根据研究对象的失效机理建立失效物理模型,再结合状态监测数据预测剩余寿命。可用于工作环境非常恶劣的机载电子设备,还可用于齿轮、轴承、轴等承受变化载荷的零部件。

文献^[5]研究了某型航空液压泵的失效模式、失效机理和退化参数,建立了基于加速性能退化试验数据的航空液压泵剩余寿命预测方法与步骤。文献^[6]从微裂纹扩展导致材料破坏的角度出发,提出了一种新的疲劳蠕变寿命预测模型。文献^[7]提出了采用宽带随机振动疲劳寿命数值分析方法预测产品的宽带随机振动疲劳寿命,但该方法主要用于早期预测。

基于失效物理模型的方法是经典的寿命预测方法,这方面的文献还有很多,在此不作赘述。分析以上几篇具有代表性的文章,发现失效物理模型主要针对具体的研究对象,所以该方法只适用于关键零部件失效即代表整个系统失效的情况。另外,基于失效物理模型的寿命预测方法需要建立机载设备完整的物理学模型,而复杂的机载设备往往很难做到,而且该方法有时需要进行停机检查,这对机载设备而言是不允许的。

2.1.2 基于人工智能模型的方法

人工智能模型是指基于神经网络、遗传算法等建立的模糊模型,它不需要掌握研究对象精确的、完全的

信息,因而多用于复杂系统的研究。Nagi Gebraeel、Mark Lawley等^{[8][9]}在利用神经网络方法进行基于状态监测的剩余寿命预测方面做了大量研究,提出了基于振动分析的神经网络退化模型。Zhigang Tian等^[10]提出了一种充分利用失效部件和未失效即被替换部件状态监测历史数据的人工神经网络模型,尤其适用于失效数据不多的情况;在文献^[11]中将验证机制引入人工神经网络的训练过程,以提高模型的预测性能。

文献^[12]基于粗糙神经网络对某型航空电子设备故障预测进行了研究,预测结果较准确。文献^{[13]、[14]}提出了一种用于球轴承剩余寿命预测的神经网络模型。文献^[15]根据某航空装备的状态监测数据建立了BP神经网络,可用于准确预测非线性系统的状态和剩余寿命。文献^[16]设计了免疫神经网络用于航空设备的故障预测,与BP神经网络、粗糙神经网络和遗传神经网络相比,性能有很大改善,但目前免疫神经网络的激励函数的确定主要依靠经验。文献^[17]提出了基于过程神经网络(PNN)预测机载设备的无故障工作时间,具有较高精度。

上述文献在人工智能应用于机载设备寿命预测方面作了十分有益的探索,并取得了一些成果。基于人工智能模型的方法具有很多传统方法不具备的优点,研究前景十分广阔。

基于模型的方法首先需要建立研究对象的模型,但对于一些研究对象来说,模型的建立相当困难;另一方面,预测结果的准确度依赖于所建模型的合理性,而且不同研究对象的模型相差很大,这都影响了基于模型方法的使用,而基于数据驱动的方法无这方面限制。

2.2 基于数据驱动的方法

基于数据驱动(data-driven)的方法,又称基于经验的方法,是直接根据机载设备的状态监测数据及类似设备的历史数据预测剩余寿命。Carl S Byington等^[18]提出了基于数据驱动的剩余寿命预测的神经网络方法,并成功应用于飞机执行器组件。按照监测状态与剩余寿命之间的不同关系,将基于数据驱动的方法进一步分为:基于统计分析的方法、基于状态外推的方法和基于相似性的方法。

2.2.1 基于统计分析的方法

基于统计分析的方法是把监测到的机载设备的状态作为影响其失效概率的主要因素。该方法需根据类似设备的历史数据建立设备失效概率、设备监测状态及设备运行时间之间的函数关系(简称函数 F),一般也需预测设备状态的发展趋势。在某机载设备 A 运行的当前时刻 t ,将状态预测代入函数 F ,以设备失效概率分布的期望值预测设备 A 的剩余寿命^[3]。

文献^[19]提出了利用实时状态监测信息更新指数

退化模型的随机参数的贝叶斯方法,预测的平均误差较小。文献[20]、[21]利用随机滤波理论,基于当前时刻的状态监测历史信息,建立了含可变参数的状态预测模型。文献[22]采用 Bayes 方法融合产品的历史寿命数据和运行过程中监测到的性能退化数据以提高性能退化参数的估计精度。文献[23]提出了设备状态振动特征的比例故障率模型可靠性评估的新方法,适用于实时工作装备,具有很重要的工程应用价值。

基于统计分析的方法充分利用积累或检测到的历史数据,借助数学工具进行设备的剩余寿命预测,但该方法的通用性不强,只能针对具体的设备类型建立相应的预测模型,预测精度不高,而且依赖大量的分析数据。

2.2.2 基于状态外推的方法

基于状态外推的方法认为机载设备失效可直接定义于状态空间,即可用确定性的失效阈值或失效面定义设备的失效。在某机载设备 A 运行的当前时刻 t ,基于状态外推的方法试图预测其状态的进一步发展,并将预测的未来状态与失效阈值或失效面进行比较,以预测其剩余寿命分布,并估计剩余寿命^[3]。

文献[24]、[25]利用模态分解方法选择研究对象性能退化最敏感的特征参数,构建了基于多变量灰色模型的剩余寿命预测模型。主要用于利用工程振动信号预测疲劳剩余寿命的场合。文献[26]提出了利用加速退化数据对高可靠、长寿命产品进行可靠性评估与寿命预测的新方法。文献[27]利用状态空间方法建立了民用航空发动机的时变性能退化模型,并运用随机过程理论构建了基于多性能参数的实时性能可靠性预测模型,可实时预测发动机的退化时间。

基于状态外推的方法多采用各种时间序列的预测方法,即要考虑设备性能随时间的变化,相比于基于统计分析的方法,它往往需要定义确定性的失效阈值。

2.2.3 基于相似性的方法

基于相似性的方法认为,如果某服役部件的近来表现与某参考样本在某时刻的表现相似,则它们可能有相似的剩余寿命^[28]。所以,某正在服役的机载设备 A 的剩余寿命可预测为类似设备(又称参考设备)在某一时刻剩余寿命的加权平均。其中,权值正比于机载设备 A 与参考设备之间的相似度,而相似度需根据机载设备 A 在失效过程中的状态监测数据确定,Enrico Zio 等^[29]提出采用模糊逻辑中的隶属度函数来确定服役部件与参考部件间的相似度。

文献[29]详细介绍了基于相似性的剩余寿命预测方法,并提出了基于历史样本估计预测不确定性的方法。相对于基于时间序列预测的剩余寿命预测方法,基于相似性的方法具有较高的鲁棒性^[32]。文献[31]提出

了一种数据驱动的基于相似性的剩余使用寿命预测方法,新颖之处在于利用模糊分析方法计算相似度,并可用于在线预测。文献[31]、[32]根据创建的失效模式库进行相似对象的剩余寿命预测,该方法特别适合于历史故障数据丰富的系统。

基于相似性的剩余寿命预测方法刚刚兴起,很多问题有待研究,例如,如何针对具体的研究对象提出各因素合理的数学形式以及各个因素的优化等。与基于统计分析的方法和基于状态外推的方法相比,基于相似性的方法有时无需进行状态预测。

3 研究方向展望

近年来,基于状态监测的寿命预测方法成为研究的热点,大量学者从不同角度提出了解决问题的思路和方法,但现有的寿命预测方法还远不能满足对机载设备进行基于状态维修的要求,现有方法多为单一的预测方法,没有形成寿命预测的方法体系,对预测方法的鲁棒性研究较少,人工智能方法的研究刚刚兴起,基于此,提出以下几个可能的研究方向。

(1) 融合预测方法研究。结合基于模型的方法和基于数据驱动的方法的优点,预测机载设备的剩余寿命,可显著提高预测效率和准确度。但目前相关研究还很少,可结合 FMMEA 分析(故障模式、机理及影响分析)开展研究,深入研究材料和结构的失效破坏机理是基础。

(2) 人工智能在机载设备寿命预测中的应用研究。目前这方面的研究已有一些文献,但离实际应用还有距离。具有良好应用研究前景的,例如免疫神经网络激励函数的通用确定方法^[16]、神经网络模型中性能衰退指标确定方法、如何利用神经网络实现设备的自适应预测等。

(3) 寿命预测方法的鲁棒性研究。当前很多寿命预测方法尚未对其预测的不确定性加以考虑,开展寿命预测方法鲁棒性的定量研究不仅能够有效反映预测剩余寿命与实际剩余寿命之间的关系,还为特定设备的寿命预测方法的选择提供参考,也使维护时序优化工作成为可能,具有很重要的工程意义。

4 总结

随着高铁时代的到来,民用航空业遇到了前所未有的挑战。降低维修、维护成本成为紧迫的课题,而基于状态监测的寿命预测是实现这一目标的最佳可行途径。本文分析了民机机载设备的寿命特性,对近年来基于状态监测的机载设备寿命预测的代表性方法进行了分类和概括,对比分析了各种方法的区别及优缺点。基于状态监测进行机载设备的寿命预测技术仍面临很多

挑战,但具有光明的发展前景。

参考文献

- [1] 尤嘉.基于 CBR 的民机维修大纲辅助决策系统研究[D].南京:南京航空航天大学,2007.
- [2] 马海峰,刘松良,徐伟.机载设备寿命指标的确定与研究[J].飞机设计,2007,27(2):54-58.
- [3] 孟光,尤明懿.基于状态监测的设备寿命预测与预防维护规划研究进展[J].振动与冲击,2011,30(8):1-11.
- [4] 张小丽,陈雪峰,李兵,等.机械重大装备寿命预测综述[J].机械工程学报,2011,47(11):100-116.
- [5] 黄爱梅,郭月娥,虞健飞.基于加速退化数据的航空液压泵剩余寿命预测技术研究[J].机械设计与制造,2011(1):154-155.
- [6] 董杰,陈学东,范志超,等.基于微裂纹扩展的疲劳蠕变寿命预测方法[J].金属学报,2008,44(10):1167-1170.
- [7] 王长武,张幼安.随机疲劳分析在机载设备疲劳寿命预测中的应用[J].中国机械工程,2004,15(21):1906-1908.
- [8] Gebraeel N, Lawley M A, Liu R, et al. Residual Life Predictions from Vibration-based Degradation Signals: a Neural Network Approach [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2004,51(3):694-700.
- [9] Gebraeel N, Lawley M A. A Neural Network Degradation Model for Computing and Updating Residual Life Distributions [J]. IEEE Transactions on Automation Science and Engineering, 2008,5(1):154-163.
- [10] Tian Z, Wong L, Safaei N. A Neural Network Approach for Remaining Useful Life Prediction Utilizing both Failure and Suspension Histories [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2010,24: 1542-1555.
- [11] Tian Z. An Artificial Neural Network Method for Remaining Useful Life Prediction of Equipment Subject to Condition Monitoring [J]. Journal of Intelligent Manufacturing, 2012,23:227-237.
- [12] 文莹,肖明清,胡雷刚,等.基于粗糙神经网络的航空电子设备故障预测研究[J].计算机测量与控制,2010,18(4):807-809.
- [13] 奚立峰,黄润青,李兴林,等.基于神经网络的球轴承剩余寿命预测[J].机械工程学报,2007,43(10):137-143.
- [14] Huang R Q, Xi L F, Li X L, et al. Residual Life Predictions for Ball Bearings Based on Self-organizing Map and Back Propagation Neural Network Methods[J].Mechanical Systems and Signal Processing, 2007,21: 193-207.
- [15] 胡雷刚,肖明清.基于 BP 神经网络的航空设备故障预测[J].仪器仪表学报,2008,29(4):521-523.
- [16] 胡雷刚,肖明清,谢斓.基于免疫神经网络的航空设备故障预测研究[J].计算机工程与应用,2011,47(20): 231-233.
- [17] 荆献勇,肖明清,胡雷刚,等.基于 PNN 的机载设备故障预测[J].计算机测量与控制,2009,17(12):2382-2384.
- [18] Yingdong C S, Watson M, Edwards D. Data-Driven Neural Network Methodology to Remaining Life Predictions for Aircraft Actuator Components [C].Washington IEEE Aerospace Conference Proceedings, 2004.
- [19] Gebraeel N, Lawley M A, Li R, et al. Residual-life Distributions from Component Degradation Signals: A Bayesian Approach[J]. IIE Transactions, 2005,37: 543-557.
- [20] 胡昌华,王志远,周志杰.基于随机滤波理论的剩余寿命预测方法研究[J].系统仿真技术,2011,7(2):83-88.
- [21] 孙磊,汤心刚,张星辉,等.基于随机滤波模型的齿轮箱剩余寿命预测研究[J].机械传动,2011,35(10):56-60.
- [22] 彭宝华,周经伦,孙权,等.基于退化与寿命数据融合的产品剩余寿命预测 [J]. 系统工程与电子技术,2011,33(5): 1073-1078.
- [23] 丁锋,何正嘉,訾艳阳,等.基于设备状态振动特征的比例故障率模型可靠性评估[J].机械工程学报,2009,45(12):89-94.
- [24] 赵敏,高宏力,许明恒,等.多变量灰色模型在滚珠丝杠剩余寿命预测中的应用[J].计算机集成制造系统,2011,17(4): 846-851.
- [25] 徐东,徐永成,陈循,等.基于 EMD 的灰色模型的疲劳剩余寿命预测方法研究[J].振动工程学报,2011,24(1):104-110.
- [26] 尤琦,赵宇,胡广平,等.基于时序模型的加速退化数据可靠性评估[J].系统工程理论与实践,2011,31(2):328-332.
- [27] 任淑红,左洪福.基于多性能参数的民用航空发动机实时性能可靠性预测[J].航空动力学报,2010,25(12):2811-2815.
- [28] 尤明懿.基于相似性的剩余寿命预测:鲁棒性与不确定性研究[J].电子产品可靠性与环境试验,2011,29(6):10-18.
- [29] Zio E, Maio F D. A Data-driven Fuzzy Approach for Predicting the Remaining Useful Life in Dynamic Failure Scenarios of a Nuclear System [J]. Reliability Engineering and System Safety, 2010,95:49-57.
- [30] You M Y, Meng G. A Generalized Similarity Measure for Similarity-based Residual Life Prediction [J]. Journal of Process Mechanical Engineering, 2011,225(3):151-160.
- [31] Wang T, Yu J, Siegel D, et al. A Similarity-based Prognostics Approach for Remaining Useful Life Estimation of Engineered Systems [C]. Denver International Conference on Prognostics and Health Management, 2008.
- [32] Wang T. Trajectory Similarity Based Prediction for Remaining Useful Life Estimation [D]. Cincinnati:University of Cincinnati, 2010.

(编辑 功 成)

