

# 航空燃气涡轮发动机气路故障诊断进展

李少尘<sup>1</sup>, 陈 敏<sup>1</sup>, 胡金涛<sup>1</sup>, 唐海龙<sup>2</sup>

(北京航空航天大学 能源与动力工程学院<sup>1</sup>, 航空发动机研究院<sup>2</sup>; 北京 102206)

**摘要:** 航空发动机健康管理是提高当代先进航空发动机安全性、可靠性以及经济可承受性的关键技术,是实现发动机视情维修的重要方法之一。航空发动机气路故障诊断作为健康管理系统的核心支撑技术,在先进航空发动机发展过程中具有重要的研究价值与前景。基于航空发动机气路故障诊断 50 余年的发展成果,梳理了航空发动机气路故障诊断的总体实施流程,包括气路测量参数的选择及参数预处理方法、基线值的计算及基线模型的构建方法;介绍了基于模型和数据驱动的气路故障诊断方法的基本原理和典型成果并对不同方法的特点进行了评述;对气路故障诊断未来发展方向,包括性能预测、在线气路故障诊断、信息融合以及过渡态气路故障诊断的基本思想和研究现状进行了分析。国内外研究表明:航空发动机气路故障诊断已经形成了以基于模型和基于数据驱动为基础的诊断方法体系,得到了较全面且系统的发展。中国在已有研究成果的基础上,应进一步完善航空发动机全寿命周期数据的收集与整理,建立航空发动机健康管理系统的体系设计,增强产、学、研、用等多方协作,为先进航空发动机健康管理提供有力技术支撑。

**关键词:** 气路故障诊断; 航空燃气涡轮发动机; 健康管理系统; 智能诊断; 在线诊断

**中图分类号:** V263.6

**文献标识码:** A

**doi:** 10.13477/j.cnki.aeroengine.2022.02.006

## A Review of Research Progress on Aircraft Gas Turbine Engines Gas Path Fault Diagnosis

LI Shao-chen<sup>1</sup>, CHEN Min<sup>1</sup>, HU Jin-tao<sup>1</sup>, TANG Hai-long<sup>2</sup>

(School of Energy and Power Engineering<sup>1</sup>, Research Institute of Aero-Engine<sup>2</sup>; Beihang University, Beijing 102206, China)

**Abstract:** Aeroengine Health Management is a key technology to improve the safety, reliability and affordability of contemporary advanced aeroengines, it is one of the most important methods to realize condition based maintenance strategy. As an important supporting technology of the health management system, aeroengine gas path fault diagnosis has important research value and prospects in the development of advanced aeroengines. Based on the development results of aeroengine gas path fault diagnosis for more than 50 years, the overall implementation process of gas path fault diagnosis was reviewed, including the selection of gas path measurement parameters, parameter preprocessing, calculation of baseline values and baseline model construction methods, followed by basic principles and typical achievements of model-based and data-driven method and comments of the characteristics of different methods. Finally, the future development direction of gas path fault diagnosis, including performance prognostics, online gas path fault diagnosis, information fusion and transient state gas path fault diagnosis was proposed, the basic ideas and research status of these problems were analyzed. Public research shows that aeroengine gas path fault diagnosis has formed a model-based and data-driven diagnosis method system, and has achieved a comprehensive and systematic development. Based on the existing research results, it is suggested that further improvement should be implemented in China, including improving the collection and collation of aeroengine life-cycle data, establishing the design system of Engine Health Management system, as well as strengthening the collaboration among industry, academia, research and application, thus providing strong technical support for advanced aeroengine health management system.

**Key words:** gas path fault diagnosis; aircraft gas turbine engine; health management system; intelligent diagnosis; online diagnosis

## 0 引言

目前,先进航空器及其动力系统正在快速发展,

未来先进飞行平台对航空器提出了更高的任务需求,同时对其推进系统提出了更高的性能标准。随着航空发动机性能需求的不断提升,其工作状态更加复杂

收稿日期:2021-12-06 基金项目:国家自然科学基金(91860205)资助

作者简介:李少尘(1995),男,在读博士研究生,研究方向为航空发动机气路故障诊断;E-mail:lishaochen@buaa.edu.cn。

引用格式:李少尘,陈敏,胡金涛,等. 航空燃气涡轮发动机气路故障诊断进展综述[J]. 航空发动机, 2022, 48(2): 33-49. LI Shaochen, CHEN Min, HU Jintao, et al. A review of research progress on aircraft gas turbine engines gas path fault diagnosis[J]. Aeroengine, 2022, 48(2): 33-49.

多变,系统的非线性和结构的复杂性愈发明显,这些变化要求发动机具备更高的安全性和可靠性;随着发动机加工制造工艺的复杂化及产量的提升,其生产制造成本及投入使用后的运行维护成本也进一步提高。以民航市场为例,2018年全球投入机队维护、维修和大修的资金高达690亿美元,其中,发动机的维护投入占总资金的42%<sup>[1]</sup>,经济可承受性已成为制约先进航空发动机发展的重要因素之一<sup>[2]</sup>。基于传统维修理念的状态监视与故障诊断技术在效率和准确性上无法得到保障。因此,航空发动机的进一步发展离不开先进运行维护和健康管理的进步。

目前,航空发动机的运行维护方式逐步由定期维修向视情维修转变。视情维修是一种在“可靠性为中心”维修指导思想下发展起来的运行维护方式,具有规模小、效率高、经济可承受性好以及可避免重大灾难性事故等显著优势<sup>[3]</sup>。航空发动机健康管理(Engine Health Management, EHM)是为了实现发动机视情维修而提出的关键技术之一,其在具备传统的发动机状态监视与故障诊断系统的基础上,增加了实时监控、健康评估、故障预测等功能,近年来受到航空界的高度重视。

作为发动机运行维修保障的重要支撑技术,同时也是EHM系统的重要组成部分,航空发动机状态监视与故障诊断在如今的发展背景下,仍有巨大的发展与进步空间。发动机状态监控与故障诊断,是指对与发动机各部件工作状态紧密相关的各类参数实施监测,根据监测结果对各部件性能状态的发展趋势做出有价值的判断<sup>[4-5]</sup>。

航空发动机的主要故障类型包括气路部件故障、振动故障、控制系统故障等<sup>[2,6]</sup>。其中,气路部件故障较常见和多发<sup>[7]</sup>,气路故障诊断方法一直是发动机状态监视与故障诊断的重要部分。自Urban于20世纪70年代初提出了气路分析法(Gas Path Analysis, GPA)以来,气路故障诊断方法取得了显著地发展,实现了从监视到诊断与隔离、从离线诊断到实时监控、从单一化向全面化综合化的转变<sup>[2]</sup>。准确把握气路故障诊断在先进航空发动机发展过程中的意义和作用,对于气路故障诊断技术的发展至关重要。

本文对航空发动机气路故障诊断的总体框架、基本原理和具体方法进行介绍和评述,重点聚焦于近5年的研究成果,分析航空发动机气路故障诊断的发展

方向,对气路故障诊断在未来航空动力领域的发展前景进行分析和评估。

## 1 航空发动机气路故障诊断重要概念

### 1.1 气路故障诊断的基本概念

在航空发动机使用过程中,由于表面零部件的腐蚀、侵蚀、密封件损坏、导向叶片偏离额定位置、积污、疲劳及外物打伤等原因,使得发动机部件的结构尺寸发生变化或出现性能衰退或恶化,以至于不能安全可靠地工作,这种现象统称为气路故障<sup>[8]</sup>。

由气路故障的基本概念进一步引申出气路故障诊断的基本概念,发动机物理层面的部件故障会影响部件性能或发动机结构尺寸,进一步影响发动机的总体性能,整机性能的变化会通过测量参数的变化反映出来。这种参数变化关系的逆过程,就是气路故障诊断的基本原理,即:通过测量整机气路参数的变化来计算部件性能的变化,将故障隔离到单元体,并确定其物理故障,提出维修排故计划和方法。气路故障诊断原理如图1所示<sup>[9]</sup>。

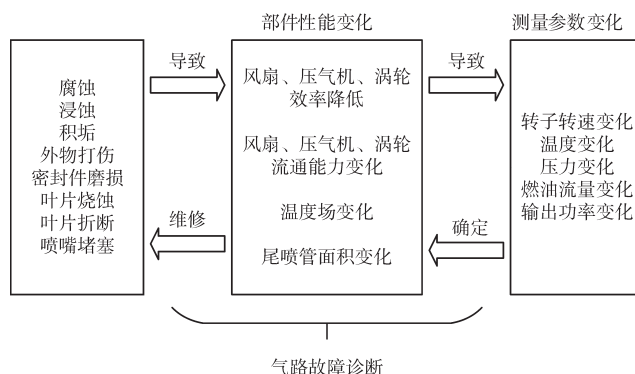


图1 气路故障诊断原理<sup>[9]</sup>

### 1.2 气路故障诊断的测量参数选择和数据预处理

在发动机运行中,通过传感器记录的测量参数是气路故障诊断的主要数据来源,在气路故障诊断开始前,首先对传感器测量的原始参数数据进行初始筛选和预处理,排除潜在的传感器故障,整理出适合特定诊断方法的数据子集。

#### 1.2.1 气路故障诊断测量参数选择

气路测量参数按照获取来源可分为直接测量参数和间接测量参数。直接测量参数包括发动机各部件进、出口的气动热力参数(如关键截面的总温、总压)和发动机转速以及燃油流量等。这些参数是状态监视参数的重要组成部分,但选用时应考虑传感器安

装费用、使用环境、测量精度及可靠性带来的影响,以规划合适的测量参数。间接测量参数是指通过直接测量参数计算得到的发动机性能参数,包括发动机推力、耗油率、流量、增压比与膨胀比,以及涡扇发动机的涵道比等。以小涵道比涡扇发动机为例,常用航空发动机测量参数见表 1<sup>[10]</sup>。

表 1 常用航空发动机测量参数<sup>[10]</sup>

	参数	单位
直接测量参数	排气温度	℃
	高压转子物理转速	r/min
	低压转子物理转速	r/min
	风扇出口总温	℃
	风扇出口总压	kPa
	低压涡轮出口总温	℃
	低压涡轮出口总压	kPa
	燃油流量	kg/s
间接测量参数	推力	kN
	耗油率	kg/(N·s)
	发动机进口空气流量	kg/s
	发动机出口燃气流量	kg/s

1.2.2 气路测量参数数据预处理

数据的可靠性是航空发动机状态监视系统和诊断系统的重要考核指标,气路测量参数在应用于气路故障诊断前,应进行数据预处理,包括数据噪声消除和数据平滑,并为传感器故障排除做准备。

传统的数据预处理方法包括移动平均、指数平均等,其作用是消除原始数据的噪声。DePold 等<sup>[11]</sup>指出,在噪声消除方面,指数平均的方法要强于移动平均的;当测量参数变化时,指数平均的方法也能更快反应。但是,无论是移动平均还是指数平均,都存在在消除噪声过程中过滤掉故障或维修事件的可能性,同时面对高振幅脉动噪声,这 2 种传统的线性处理方法的处理效果较差<sup>[12]</sup>。随着计算技术的不断发展,利用滤波器、人工神经网络等进行发动机测量参数预处理和噪声消除的研究成果相继发布。例如,UDAY 等<sup>[13]</sup>提出了基于优化加权的递归中值滤波器的航空发动机数据预处理方法,可以在显著提升噪声和异常点去除的同时,保留原始信号的重要特征;LU 等<sup>[14]</sup>将自联想神经网络(Auto-Associative Neural Network, AANN)应用于气路测量参数预处理,相较于传统的滤波器和神经网络方法,可以同时实现噪声滤波和传

感器偏差检测,提高了测量参数质量;吕升等<sup>[15]</sup>提出了一种基于 GA-AANN 神经网络的 SDQ 算法,利用遗传算法优化了 AANN 神经网络,表明该方法能显著提升传感器故障诊断和信号除噪能力。

1.3 航空发动机基线模型的建立

航空发动机气路故障诊断中的另一个重要概念是基线模型,无论是基于模型还是数据驱动的诊断方法,都需要 1 个基准作为诊断过程中的参考指标。基于模型的方法需要建立 1 个能够反映发动机健康状态的解析模型,并且可以根据发动机个体的差异及工作状态的变化动态调整;基于数据驱动的方法也需要利用代表发动机健康状态下的数据训练发动机健康状态下的模型,抑或根据包含典型故障的数据训练发动机故障基准模型<sup>[8]</sup>。

在气路故障诊断过程中,一般采用发动机的直接测量参数与对应条件下的测量值基准的相对偏差量作为诊断依据。此时需要明确基准值和测量相对偏差如何获取。

基准值的获取,通过对大量同型号多份无故障健康发动机试车或飞行数据进行统计和回归分析,构建基线模型,或者基于少量健康发动机数据,利用性能仿真模型进行自适应调整,模拟真实健康发动机状态并通过仿真生成大量基线数据。

林兆福等<sup>[16]</sup>于 20 世纪 90 年代开始研究基线方程的建立方法,应用正交试验设计原理与最小二乘法,建立了 JT9D 三型发动机的基线方程,与 ECM II 系统进行趋势分析的结果一致,比发动机制造厂提供的原始基线方程的精度更高。钟诗胜等<sup>[17]</sup>针对 PW4000 系列、Trent700 等发动机开展了基线方程的研究,包括利用三次回归法建立了 PW4056 发动机  $P_{49}/P_2$  与发动机总压比的基线方程关系。利用基于核函数的多元非线性回归分析方法,建立了 Trent700 发动机的排气温度、燃油流量以及高、中、低压转子物理转速与控制量总压比之间的基线方程<sup>[18]</sup>。

随着计算方法的发展,人工神经网络<sup>[19]</sup>、支持向量机等智能算法开始应用于基线方程的建立与辨识。面对数据量庞大、关系复杂的实际问题,这些智能算法可以通过模型训练获得发动机基线的隐性方程,有效解决基线建模中存在的不确定输入和输出的问题<sup>[20-21]</sup>。在最新的研究成果中,刘渊等<sup>[22]</sup>针对 CFM56-7B 发动机的排气温度基线建模问题,提出了



一种基于堆叠降噪自编码器(Stacked Denoising Auto Encoder, SDAE)和支持向量回归(Support Vector Regression, SVR)相结合的基线建模方法。SDAE可以有效对输入数据进行降噪和特征提取,而SVR方法则用于拟合和预测,该方法实施过程如图2所示。

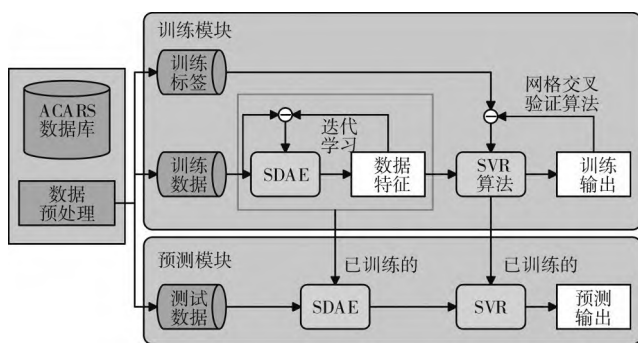


图2 SDAE-SVR混合模型的基线建模方法实施流程<sup>[22]</sup>

总体来说,基于基线方程的发动机基线模型构建方法,作为飞行数据记录较为完整的民航发动机的参考基准,对数据的处理效率较高,结果较为可靠,智能算法的应用也使得算法的准确性和通用性进一步提高。但是,面对性能分散度较大,工作状态复杂多变,且测量参数有限的军用发动机,其构建的基线可能无法针对发动机的状态做出灵活调整,基线模型的精确度也难以保障。

解决上述问题的主要方法是建立基于发动机部件特性图修正的发动机部件级基线模型。这种基于部件特性修正的基线模型可以利用较少的发动机运行数据,实现不同工况下发动机基线状态的准确模拟。根据部件特性图修正方式的不同,该类基线模型建立方法可以分为缩放方法和回归方法2类。

缩放方法是利用一系列“缩放系数”,对已有通用部件特性图进行位置和形状的调整,以实现相应部件在特定工况下的性能改变,结合优化算法实现发动机性能的匹配。Stamatis提出了“修正因子(Modification Factor)”的概念<sup>[23]</sup>,通过调整修正因子来调整通用部件特性图在不同区域内的性能表现,实现对实际部件特性图的“复现”。Li等在模型自适应调整方面开展了研究,利用克兰菲尔德大学开发的PYTHIA模型,分别用基于线性表达式<sup>[24]</sup>、二次函数表达式<sup>[25]</sup>来表示缩放系数在非设计状态下的变化规律,并结合遗传算法和少量非设计点数据,提高了在偏离设计点较远的非设计工况下模型的准确性。以压缩部件特性

图(如图3所示)为例解释通过缩放系数进行部件特性调整的原理<sup>[25]</sup>。

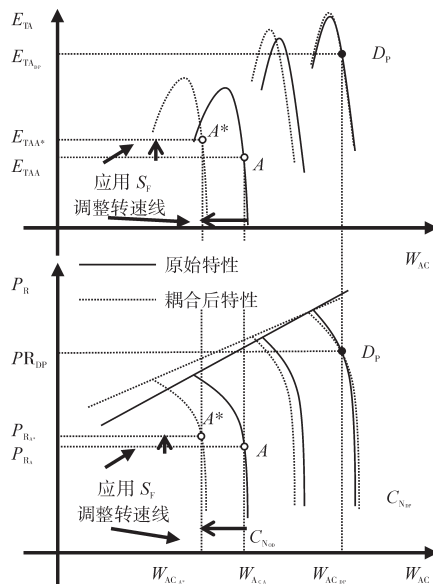


图3 压气机特性缩放<sup>[25]</sup>

回归方法是通过各种多项式、曲线方程等对发动机部件特性图的特性线进行回归建模,通过优化算法优化回归曲线的系数,来实现发动机性能的匹配。Kong等<sup>[26-27]</sup>利用多项式来描述增压比、效率、换算流量以及换算转速之间的关系,并利用遗传算法来计算使模型与实际数据匹配程度最好的多项式系数;Tsoutsanis等<sup>[28]</sup>提出了一种利用椭圆曲线来描述换算流量和增压比以及绝热效率之间非线性函数关系的方法,并利用遗传算法优化曲线的系数,与文献<sup>[25]</sup>提出的方法相比,模型精度提高了27%,Tsoutsanis等<sup>[29-30]</sup>和<sup>[30]</sup>此后又将该方法进一步应用于燃气轮机的过渡态模型的校核和退化预测,完善了该方法的框架和应用。

总体来说,基于部件级仿真模型建立的发动机基线模型可以较好地反映发动机部件之间的共同工作关系,面对工况的变化,模型的调整较为灵活。但这一类基线模型目前较多应用于发动机离线气路故障诊断的分析中,对于在线气路故障诊断的功能需求,还需结合其他方法,进一步提高模型的实时性。

当获得了较准确的发动机基线值后,就可以进行测量参数相对偏差的计算。在使用过程中,发动机的工作状态是动态变化的,其调节控制机构的调整也会对测量参数产生一定影响,而这种影响不是因为故障造成的,需要在相对偏差计算时将其剔除。文献<sup>[31]</sup>

中给出了一种计算测量参数相对偏差量的方法。首先定义特定测量条件下的基线值  $Y_{C,B}$

$$Y_{C,B} = Y_{C,BB} + \Delta Y_{C,1} + \Delta Y_{C,2} + \Delta Y_{C,3} \quad (1)$$

式中:  $Y_{C,BB}$  为基线的基准, 即利用基线模型计算的发动机性能基准, 通常随飞行马赫数、换算转速等反映发动机工作状态的变量变化;  $\Delta Y_{C,1}$  为引气量修正, 包括飞机引气、防冰引气和防喘放气等;  $\Delta Y_{C,2}$  为涡轮间隙控制引气量和可调涡轮冷却空气量修正;  $\Delta Y_{C,3}$  为雷诺数修正。

基线值和偏差量的计算如图4所示。

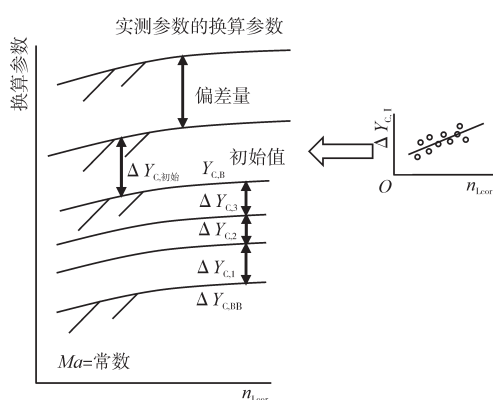


图4 基线值和偏差量的计算<sup>[31]</sup>

测量参数的偏差量计算为

$$\Delta Y_C = Y_{C,R} - Y_{C,B} - \Delta Y_{C,1} \quad (2)$$

式中:  $Y_{C,R}$  为实测参数的换算参数;  $\Delta Y_{C,1}$  为多份发动机的性能分散性的反映。

在有些发动机监视系统中, 有时也会将基线模型换算到实际发动机相同的工况下, 再计算其与实际参数的相对偏差量。

## 2 基于模型的气路故障诊断方法

基于模型的气路故障诊断方法是最早开始应用于航空发动机气路故障诊断的方法之一。其核心是建立能准确描述发动机工作状态与部件特性、环境参数与控制规律之间关系的性能仿真模型, 能准确描述发动机各部件之间的物理匹配关系, 能在不同工况及使用条件下准确模拟发动机性能。利用实际测量参数提供的发动机实际性能信息, 结合仿真模型及相应的气路故障诊断方法, 实现故障诊断与隔离的功能。

### 2.1 基于模型的气路故障诊断方法的数学描述

应用于气路故障诊断的发动机性能模型本质上是1个0维的发动机模型, 在该模型中, 发动机的性能

参数(推力、耗油率等)以及反映发动机工作状态的测量参数(重要截面的总温、总压, 空气、燃气流量等)与发动机部件特性、控制计划以及环境参数之间存在非线性函数关系<sup>[32]</sup>

$$z = f(x, u, v) \quad (3)$$

式中:  $z$  为测量参数的集合;  $x$  为部件特性的集合;  $u$  为控制计划的输入参数;  $v$  为环境的输入参数。

对于确定的稳态工作点,  $u$  和  $v$  可以视为常量, 此时发动机模型的函数关系简化为

$$z = f(x) \quad (4)$$

在该函数关系中, 气路部件特性是自变量, 部件的效率及流通能力变化会引起反映发动机性能的测量参数变化, 而发动机故障状态的特征就是部件特性的变化。因此, 基于模型的气路故障诊断将根据上述发动机模型中测量参数与部件特性之间的非线性函数关系, 通过不同的诊断算法, 基于发动机测量参数的变化求解气路部件偏离正常状态的程度, 从而确定发动机故障。

### 2.2 航空发动机性能仿真模型分类

应用于航空发动机气路故障诊断的0维性能仿真模型主要有2类: 第1类仿真模型的基本特征为基于发动机的相似工作原理, 通过表格或拟合关系式来描述发动机性能, 将整个发动机作为1个“黑盒子”, 模型中不描述各部件的工作情况, 只关注外在性能特征; 第2类仿真模型的技术特征为发动机的每个部件通过部件特性进行表征, 基于焓熵热力关系式建模, 通过求解各部件的共同工作方程来确定发动机关键截面的气动热力参数和总体性能。第1类模型结构相对简单, 但是需要大量准确的发动机性能数据来描述发动机性能和部件性能之间的关系。第2类模型的相比于第1类优势在于可以更全面地考虑发动机工作的细节, 重点在于部件特性的变化、控制规律的选择以及部件共同工作的相互制约和影响<sup>[31]</sup> 此外, 高维仿真模型、变维度仿真模型在航空发动机气路故障诊断中也有应用。

### 2.3 基于线性模型的诊断方法

随着电子技术和计算机技术的发展, 从20世纪70年代开始, 电子监控系统开始应用于航空发动机, 对发动机状态的监控和参数的记录更加全面和详细, 飞行报告的参数范围和复杂度都明显提高, 为了提高地面监控站对飞行数据的分析能力以及故障维修和

发动机维护的决策效率,气路分析法于70年代初期由Urban提出,这也是基于线性模型的诊断方法首次被提出<sup>[33]</sup>,在随后的20多年里,基于线性模型故障诊断方法不断完善,并陆续在JT9D、CF6、PW4000等多型号发动机上得到应用<sup>[34]</sup>。

基于线性模型的气路故障诊断方法按照算法性质可分为2类<sup>[35]</sup>:

(1)变量估计的气路故障诊断方法,典型算法为气路分析法。该类方法根据测量参数的集合对航空发动机进行故障诊断,测量参数的集合不随时间变化,典型的数据集合包括发动机试车节流过程稳态工作点、在飞行过程中不同工况下的发动机稳态工作点集合等。

(2)过程估计的气路故障诊断方法,典型算法为卡尔曼滤波方法。该类方法根据测量参数的时间序列数据集合对发动机的状态进行估计和诊断。

基于线性模型的气路分析法是典型的变量估计方法,其基本思路为,将式(3)中发动机测量参数随部件特性的变化在某一确定工作点(如最大状态或巡航状态)附近进行一阶泰勒展开,此时,式(3)可以变为如下形式<sup>[36]</sup>

$$z = H \cdot x \quad (5)$$

式中: $H$ 为影响系数矩阵(Influence Coefficient Matrix, ICM),是测量参数与部件特性之间的偏导数矩阵。

考虑变量的相对变化值,采用小偏差法通过对式(6)影响系数矩阵 $H$ 求逆,构造故障系数矩阵 $H^{-1}$

$$\Delta x = H^{-1} \cdot \Delta z \quad (6)$$

Urban针对小偏差法进行了大量研究,并将该方法应用在涡轴发动机、分排涡扇发动机、混排涡扇发动机等多种构型航空发动机以及单轴、双轴燃气轮机中,给出了多种构型发动机典型的故障模式方程,并结合发动机的飞行使用数据给出了相应的故障诊断结果<sup>[34,37]</sup>,进一步提高了该方法的诊断能力。

小偏差法方法的实现基础是影响系数矩阵 $H$ 可逆,即要求测量参数个数 $M$ 必须大于或等于故障模式数 $N$ ,同时测量参数没有噪声和偏差,在测量参数较少时,会在一定程度上限制该方法的应用。针对测量参数不足造成的求解问题,提出了多状态分析法和主因子模型法。多状态分析法假设在不同工作状态下有故障部件具有相同的特性变化,并将影响系数看作是工作状态的函数,将式(6)的单状态数学模型扩展

为 $k$ 个状态的多状态数学模型,使其满足 $N \leq k \cdot M$ 的求解条件<sup>[38]</sup>;主因子模型法假设所有故障不可能同时发生,通过提取最有可能发生故障的部件来降低故障模式数 $N$ ,实现求解。

陈大光等<sup>[38-39]</sup>、张津<sup>[40]</sup>在早期的气路故障诊断方向上,基于线性模型的小偏差法,开展了多状态气路分析法和主因子模型法的相关研究,有效改善了测量参数不足时气路故障诊断系统的有效性,并针对JT9D、CF6等民航发动机进行了方法的验证,发展了一种新的发动机状态监视和故障诊断(Engine Monitoring and Diagnosis, EMD)系统;范作民等<sup>[41]</sup>、孙春林等<sup>[42]</sup>等基于主因子模型法也开展了大量研究。

总体来说,小偏差法对发动机模型的线性简化使其求解速度更快、模型的应用更加快捷方便,采用多状态分析法或主因子模型法可以解决小偏差法测量参数不足时的计算问题。成熟型号发动机在测量参数的数量和测量精度上都较好,同时数据库较为完整和连续,适于采用小偏差法。

为了考虑模型的非线性影响,减少线性化假设带来的计算误差,Escher<sup>[43]</sup>提出了一种基于牛顿-拉夫逊法的非线性迭代求解方法,将式(3)的求解过程表述为影响系数矩阵的迭代,通过牛顿拉夫逊法迭代出最优解,诊断效果显著优于传统小偏差法的。非线性GPA方法的简化如图5所示。基于该原理开发了1套气路分析软件Pythia,被诸多学者广泛使用<sup>[44]</sup>。

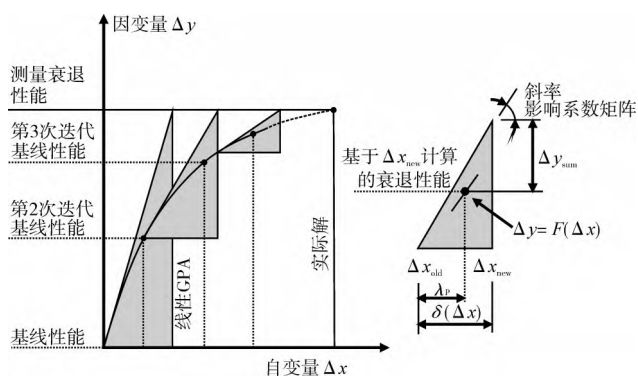


图5 非线性GPA方法的简化<sup>[43]</sup>

加权最小二乘法是另一种考虑模型非线性影响的改进方法,通过引入测量参数和气路故障参数的协方差求解使 $\Delta z$ 最小的 $\Delta x$ 的最小二乘解。

GE公司的TEMPER系统是应用于民用航空发动机的故障诊断系统,其核心算法是加权最小二乘法。Doel<sup>[45]</sup>对加权最小二乘法进行了评估,并介绍了



TEMPER 系统的基本原理,同时指出对于最小二乘法计算结果的解释,即专家信息在TEMPER系统中的重要性;Kamunge<sup>[46]</sup>介绍了非线性加权最小二乘法在涡轴发动机气路故障诊断中的应用,并对比了线性与非线性最小二乘法的区别;朱之丽等<sup>[47]</sup>结合最小二乘法和多状态数学模型,应用于某型双轴分排涡扇发动机的故障诊断,并进一步引用阻尼 Gauss-Newton 方法优化算法的效率和收敛性;鲁峰等<sup>[48]</sup>提出了改进的变权重最小二乘法,来改进故障权重矩阵选择不合理导致的诊断失误现象。

线性卡尔曼滤波(Linear Kalman Filter, LKF)方法是典型的过程估计方法,利用发动机部件级模型抽象出线性状态模型,通过卡尔曼滤波增益矩阵和协方差矩阵,结合发动机时间序列数据,优化式(2)的逆过程求解,对发动机随时间的状态变化进行估计,对可能发生的异常状态和故障进行诊断。基于卡尔曼滤波的气路故障诊断方法流程如图6所示<sup>[49]</sup>。

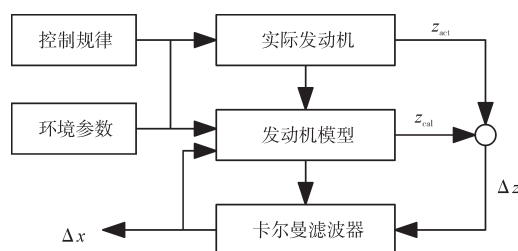


图6 基于卡尔曼滤波的气路故障诊断方法流程<sup>[49]</sup>

Simon 等<sup>[50-52]</sup>基于线性卡尔曼滤波方法,增加了线性不等式约束、柔性约束以及密度函数等约束条件,提升了诊断的准确性;姜新瑞<sup>[53]</sup>提出了一种改进的发动机增广状态变量模型,能够调整部件性能参数,反映发动机部件的退化程度,结合 LKF 实现了对小涵道比涡扇发动机单部件故障和双部件故障的准确诊断,并分析了状态变量模型的参数矩阵变化对滤波结果的影响。

总体来说,加权最小二乘法以及线性卡尔曼滤波法均可以考虑传感器噪声和测量偏差的影响,同时不要求测量参数数目必须大于等于气路故障数目。但这2类方法都存在发散效应的问题,即故障同时发散到多个部件而不是准确地集中于故障部件;另外,2种方法对于协方差矩阵的选择需要足够的先验知识;同时,线性假设的存在让2种方法同样受到模型线性化带来的限制,无法完全准确地对非线性的发动机系统进行诊断<sup>[54]</sup>。

## 2.4 基于非线性模型的诊断方法

基于线性模型的诊断方法所提出的小偏差线性化假设存在诸多限制。当航空发动机工作状态变化较大时,线性化模型无法充分考虑发动机的非线性特性,诊断的可靠性和成功率会有所降低。为了解决线性模型气路故障诊断方法的不足,研究人员提出了基于航空发动机非线性模型的气路故障诊断方法。与线性模型方法类似,典型的基于非线性模型的故障诊断方法也可分为2类:基于变量估计的模型辨识法以及基于过程估计的非线性卡尔曼滤波法。

模型辨识法的基本原理与第1章介绍的基于模型的基线模型校核方法类似,其主要思想是通过建立发动机非线性模型来建立部件特性与测量参数之间的定量关系,并通过优化算法调整模型参数以匹配实际发动机的性能状态。当发动机存在故障或性能衰退等问题时,发动机模型可以通过性能测量参数辨识故障或衰退发生的部位和程度,从而实现故障的诊断与隔离。模型辨识法的计算流程如图7所示<sup>[55]</sup>。

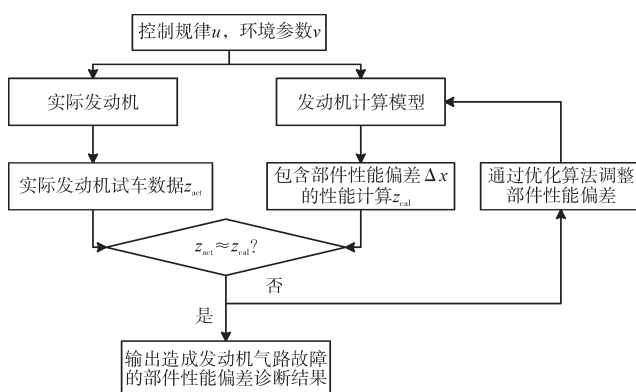


图7 模型辨识法的计算流程<sup>[55]</sup>

Stamatis 于20世纪90年代提出了基于部件特性的“修正因子”的模型校核方法,并进一步将这种理念应用于气路故障诊断<sup>[56]</sup>;Sampath 等<sup>[57]</sup>针对遗传算法在航空发动机气路故障诊断中的应用开展了详细研究,并将该方法应用于EJ200、RB199等发动机上,指出基于遗传算法的气路故障诊断方法可以有效反映航空发动机系统的非线性且可以考虑系统噪声和传感器偏差,但相比于其他方法,其计算时间相对较长,获得准确的全局收敛结果需要消耗较多的计算资源;Tsoutsanis 等<sup>[29-30]</sup>提出了多种发动机模型辨识方法,在校核模型的同时将这些方法应用于气路故障诊断。

朱大明等<sup>[55]</sup>结合模型辨识法与数理统计方法给

出了一种更适用于台架试车诊断的气路故障诊断方法,运用数理统计方法对模型辨识法的结果进行再处理,弥补了单纯以拟合程度为标准进行故障隔离的不足。为了提高测量参数的利用率,陈敏等<sup>[4,58]</sup>提出了一种4步优化的测量参数选择方法,通过测量参数敏感性分析、部件性能参数相关性分析、影响系数矩阵条件数分析和遗传算法检验,优化了测量参数的选择范围,在较少的测量参数组合下也能实现较高的故障诊断成功率,对单部件故障和多部件故障均有较好的诊断效果,该方法的运行流程如图8所示。

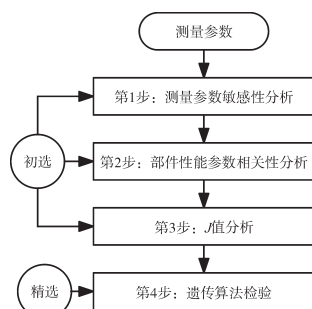


图8 4步优化方法的运行流程<sup>[58]</sup>

总体来说,航空发动机部件级模型能够反映发动机物理匹配机制和共同工作原理,应用模型辨识法可以在气路故障诊断过程中更加充分地考虑非线性对诊断结果的影响,模型辨识法对于测量参数噪声及传感器偏差的鲁棒性也较好。但是因部件级模型本身结构的复杂化,使模型辨识法的计算时间成本提高,同时,作为基于变量估计的气路故障诊断方法,模型辨识法更多地应用于离线气路故障诊断,对于在线气路故障诊断的应用,还存在着一定的限制。

非线性卡尔曼滤波方法是为解决线性卡尔曼滤波方法的局限性而提出的一类直接应用于非线性系统的改进的卡尔曼滤波算法,典型的方法包括扩展卡尔曼滤波(Extended Kalman Filter, EKF)以及无迹卡尔曼滤波(Unscented Kalman Filter, UKF)。EKF将非线性系统表达式围绕滤波值展开为泰勒级数并略去2阶及以上项,构成1个近似的线性化模型,然后利用卡尔曼滤波完成对目标的滤波估计等处理<sup>[59]</sup>。而UKF通过无迹变换直接处理均值和协方差的均值传递问题,而不需要对非线性系统进行线性化近似,相比EKF,UKF应用于非线性系统的估计精度更高、稳定性更好<sup>[60]</sup>。

Simon<sup>[61]</sup>对LKF、EKF以及UKF 3种基于卡尔曼滤波的方法在航空发动机气路故障诊断中的应用对比指出,对于航空发动机的非线性程度,扩展卡尔曼滤波的精度已经满足要求;Lu等针对非线性卡尔曼滤波方法提出了多种改进的算法,典型的包括一种将

EKF与中值滤波相结合的方法<sup>[62]</sup>,以及基于多步在线递归估计和自适应缓冲策略的改进非线性卡尔曼滤波方法<sup>[63]</sup>。这些改进的方法能更好地应对测量参数不确定性以及噪声对估计结果的影响。针对具体发动机,非线性卡尔曼滤波方法的选择需要综合考虑计算时间与计算精度,选择最优的解决方案。

## 2.5 小结

从已有研究成果来看,模型计算的准确程度、功能的完备性以及计算的可靠性是基于模型的航空发动机气路故障诊断方法的重要因素。这一类方法不需要依赖大量的运行数据,但需要通过一定数量准确度较高的数据样本来尽可能改善模型的精度,这对于提高气路故障诊断的成功率有重要作用。另外,研究人员也针对基于模型方法的鲁棒性和抗干扰能力提出了诸多改进的方法,进一步提高了气路故障诊断方法的适用性。基于模型的气路故障诊断方法在离线诊断和实时跟踪方面都有较多研究成果和实际应用,在未来依然是气路故障诊断的主要方法之一。

## 3 数据驱动的气路故障诊断方法

随着系统的复杂程度和不确定性的增加,获得准确发动机性能模型的难度也越来越大。基于模型的方法要想考虑更多的因素,模型的复杂度势必会提高,其可靠性和准确性会有所降低。在这种情况下,随着智能计算和人工智能技术的发展,基于数据驱动的方法开始应用于航空发动机气路故障诊断。相比基于模型的气路故障诊断方法,基于数据建立的发动机故障诊断模型不需要考虑发动机内部各部件之间的具体工作情况,通过发动机数据在系统的输入输出之间建立1个非线性的动态故障模型,从而实现发动机气路故障诊断。典型的基于数据驱动的气路故障诊断方法可以分为人工神经网络方法、模糊逻辑理论方法以及专家系统诊断方法。

### 3.1 基于神经网络的诊断方法

人工神经网络方法是一种模拟人脑学习过程的智能计算方法,利用非线性算法将输入与输出通过隐含层多个“神经元”连接成网络,并通过“神经元”之间的权值系数储存输入输出之间的内在联系。人工神经网络方法应用于航空发动机气路故障诊断,其实现过程可以分为学习阶段和诊断阶段<sup>[6]</sup>。在学习阶段,需要利用发动机的运行数据,调整网络的各项权值系



数来训练网络模型,这些数据可以来源于发动机的历史运行数据,或通过准确的发动机模型生成。对于故障诊断需求,需要训练发动机在健康状态下的模型;对于故障隔离需求,则需要通过发动机故障状态下的性能数据训练多个发动机故障模型。在诊断阶段,将训练好的发动机模型与实际发动机数据进行对比,诊断发动机是否发生故障并对具体故障进行隔离。

最早将神经网络应用于航空发动机气路故障诊断的研究成果之一是Denney<sup>[64]</sup>于1993年提出的将BP神经网络应用于F100发动机的故障诊断。在后续一系列研究中,各种结构的神经网络算法被应用,除了典型的BP神经网络<sup>[65]</sup>外,还包括RBF网络<sup>[66]</sup>、动态神经网络<sup>[67]</sup>、概率神经网络<sup>[68]</sup>、自联想神经网络<sup>[69]</sup>等。

训练成型的神经网络故障诊断模型的诊断速度快,但与其他基于数据驱动的故障诊断方法类似,人工神经网络方法的局限性在于:(1)对数据的完整性要求较高;(2)训练时间较长。为了增强算法泛化性,训练样本规模通常很大,为了使模型具备较好的故障隔离效果,往往需要生成多个神经网络模型<sup>[70-71]</sup>,这些因素都造成了该方法训练阶段时间成本的增加。

随着人工神经网络技术的发展,越来越多的新方法被应用于故障诊断。近5年来,人工神经网络仍是航空发动机气路故障诊断的重要研究方向。Tang等<sup>[72]</sup>提出了一种基于迁移学习理论的数据驱动方法,建立了基于迁移学习的发动机数据更新结构,可以更好地利用发动机的历史数据和近期采集数据,使训练模型在全寿命周期内都具有较高的准确率;Tang等<sup>[73]</sup>还提出了一种基于拓扑数据分析和迁移学习的发动机多状态故障诊断方法,与传统的基于模型的多状态气路故障诊断方法相比,该方法提高了算法对数据的利用率,在较少测量参数下能实现较高的诊断成功率;Zhong等<sup>[74]</sup>提出了一种基于卷积神经网络和支持向量机的迁移学习方法,并利用CFM56系列发动机飞行数据对方法进行了验证,表明该方法具备更强的故障识别能力。

总体上看,随着神经网络计算方法的不断进步,该方法应用于航空发动机这种强非线性系统中的适用性在逐年提高。深度学习可以有效解决传统神经网络方法泛化能力差、容易陷入局部最优的问题。在航空发动机具有较完整的运行数据集时,神经网络方法可以更快地识别数据特征,快速提取出潜在的故障

类型,在先进航空发动机健康管理系统中具有较强的应用潜力。

### 3.2 基于专家系统的诊断方法

利用专家系统进行故障诊断,是一种通过构建信息知识库实现对发动机发生故障的原因进行推理的诊断方法。构成知识库的知识包括发动机历史数据、发动机维修数据、专家知识、发动机模型等。推理方法包括基于规则、案例、模型的推理。通过对故障模式的复现,给出可能性最大的故障原因。

基于单一推理方法的专家系统往往知识获取效率低下、自适应能力和学习能力较差。因此,为了提升系统对故障推理的可靠性,目前已发展了融合多种推理和诊断方法的专家系统,如典型的Tiger系统<sup>[75]</sup>。该系统根据大量的历史数据建立基于规则的推理知识库,是一种典型的基于规则推理的专家系统,但同时该系统也应用了基于模型的故障诊断方法来辅助系统对故障的推理,近年来,该系统进一步发展成为与神经网络相结合的诊断方法。Spina等<sup>[76]</sup>介绍了4种典型的应用于不同场景发动机故障诊断的专家系统。

作为基于数据驱动的故障诊断方法,专家系统对数据库的完整性和可靠性有较高要求,适用于具备全寿命周期性能监控的成熟型号民航发动机。

### 3.3 基于模糊理论的诊断方法

模糊理论通常应用于被研究对象的数学模型无法准确获取或模型重建无法快速有效实现的问题,通过一系列“如果…那么”的规则对输入与输出参数的关系进行估计。航空发动机气路故障与征兆的关系,即测量参数与气路部件参数的映射关系,有时无法用精确的数学模型描述,模糊理论的基本思想是将故障诊断的输出由“某个部件发生了某种程度的故障”转变为“某个部件发生了某种程度的故障可能性较大”,进而实现故障诊断的目标。

早期的模糊逻辑应用于发动机的方法由Fuster等<sup>[77]</sup>于1997年提出,随后,研究人员开始广泛地将其应用于发动机故障诊断;Gayme等<sup>[78]</sup>通过启发式的方法将发动机试验和飞行数据转化为模糊规则,并实现发动机高压转子性能退化的诊断;Ogagi等<sup>[79]</sup>将该方法应用于某3轴军用涡扇发动机的故障诊断,并在中压压气机的故障诊断实例中对方法进行了验证。

基于模糊理论的气路故障诊断方法的效果取决于模糊规则的质量和数量,相比于神经网络,模糊理

论通过模糊规则建立离散化的发动机故障模型,使诊断方法的结构更为简单。但随着模型复杂程度的增加,需要设定更多的模糊规则来保证诊断模型的可靠性,准确的诊断规则也需要大量的数据支撑。为了提高模糊规则的可靠性,近年来发展了多种混合的模糊理论的气路故障诊断方法,通过基于模型或基于神经网络的方法对发动机的故障模式进行预先学习和筛选,提高模糊规则设定的质量,或优化模糊规则数量来降低故障模型复杂程度<sup>[54,80]</sup>。

### 3.4 小结

从现有研究结果看,基于数据驱动的气路故障诊断方法对数据的全面性和完整性提出了较高的需求。对于已经具备大量数据样本的成熟型号发动机,基于数据驱动的气路故障诊断方法可以较好地提取数据中表征的发动机特征信息,利用数据样本生成宽适用性的非线性模型,进而实现对多种故障模式的定量诊断。近年来,深度学习等多种新形式的智能算法的出现,为基于数据驱动的气路故障诊断方法提供了新的发展机遇。另外,应同步重视航空发动机运行数据的收集与整理工作,进一步提高数据质量,为数据驱动方法提供坚实的数据基础。

## 4 航空发动机气路故障诊断方法发展方向

随着航空发动机健康管理系统的提出和发展,气路故障诊断也有了新的发展方向。总体来看,近年来的研究成果以基于模型和基于数据驱动的气路故障诊断方法为基础,为适应先进航空发动机健康管理系统的的使用需求,提出了新的研究内容,大致分为4方面:(1)为进一步降低发动机维修成本,推动视情维修策略的应用,发展了性能预测技术;(2)为提高发现和诊断故障的效率,进一步降低故障诊断延迟,发动机在线诊断模型得到了长足发展;(3)多源信息融合日益成为航空发动机气路故障诊断的重要研究目标;(4)为适应发动机过渡态性能分析需求,提出了过渡态气路故障诊断方法。

### 4.1 航空发动机性能预测

性能预测的提出与发动机从定期维修向视情维修策略转变密切相关<sup>[81]</sup>。航空发动机性能预测同样需要气路故障诊断方法来辨识部件的衰退程度,其预测精确程度与采用的气路故障辨识方法直接相关,因此可以看作是气路故障诊断方法的延伸。应用于视

情维修的性能预测模型如图9所示。图中 $\Delta x$ 代表部件性能相较于健康状态的偏差,可以通过气路故障诊断方法进行辨识与隔离,而基于历史数据与已知的发动机

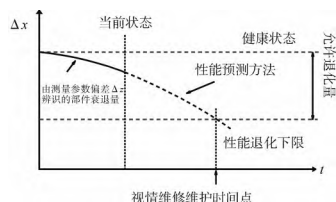


图9 应用于视情维修的性能预测模型<sup>[8,82]</sup>

部件性能衰退规律,结合性能预测方法即可对发动机未来性能变化趋势进行推测与分析,并给出发动机部件可能的剩余寿命及视情维修的实施时间点<sup>[8]</sup>。

随着气路故障诊断技术的不断发展和完善,特别是进入21世纪以来,国外已经针对航空发动机性能预测方法开展了大量研究,并将一些成果应用于实际发动机,成为其健康管理系统的的重要组成部分。Darogheh等<sup>[83]</sup>提出了基于粒子滤波的发动机气路故障诊断方法,并将该方法与动态模型结合,实现了某单轴涡喷发动机的性能预测;Tsoutsanis等<sup>[84]</sup>利用发动机动态模型,采用回归方法表示部件健康参数变化的规律,以压气机部件性能衰退的预测为例验证了方法的有效性。

美国是最早研究故障诊断技术的国家,各航空发动机制造厂和航空公司都发展和应用了适合不同发动机的状态监控和故障诊断系统。如美国空军后勤管理中心的为F-16飞机研制的扩展监控系统(Minimum Essential Engine Tracking System, MEETS),该系统可以利用状态监视系统接收发动机运行数据,定量分析部件和发动机性能衰退程度,为F110-GE-100发动机提供视情维修方案<sup>[85]</sup>。美军自2005年起实施多用途先进航空涡轮发动机计划(VAATE),提出在发动机设计、采购和寿命周期内的维修费用降低60%的目标,通过先进控制系统、性能预测方法以及健康管理系统,实现发动机系统功能的进一步整合。美军应用健康管理技术后,F135发动机的故障排除时间由F119发动机的20 min缩短至15 min,比现役的F110、F100等发动机故障排除时间缩短94%,显著提高了发动机维修性和装备可利用性<sup>[2]</sup>。

中国针对性能预测也已经形成了很多基础性研究成果。在近5年的时间内,研究人员在性能退化模型的建立与优化、发动机剩余寿命预测方法方面开展了较多研究。孙瑞谦等<sup>[86]</sup>针对双轴混排涡扇发动机开展了考虑部件性能退化的发动机故障诊断量化评



估研究,对动态模型不同故障模式的可诊断性和可隔离性进行了量化评价;周俊<sup>[87]</sup>针对数据驱动的航空发动机剩余使用寿命预测方法开展了相关研究,提出了多种剩余寿命预测方法,并提出了一种基于二次规划的传感器数据融合方法的健康评估模型,更适合数据驱动方法的建模分析;李臻<sup>[88]</sup>开展了面向全寿命的民航发动机机队维修决策优化方法研究,提出了基于长短期记忆的深度学习网络的民航发动机气路性能预测模型,该方法可以实现对气路参数时序数据的有效利用,进行民航发动机的气路性能有效预测;李航等<sup>[89]</sup>等基于非线性 Wiener 过程构建了带比例关系的隐含非线性退化模型,并基于发动机实测数据优化了模型参数,在预测准确性和精度上更有优势。

#### 4.2 在线发动机气路故障诊断模型

智能发动机概念的提出对航空发动机各系统提出了更高要求,具体到状态监视与故障诊断系统,智能发动机要求健康管理系统具备先进的诊断、控制和预测能力。在线发动机模型相比地面离线发动机模型,能够更加及时高效地利用发动机运行数据对发动机运行状态进行评估,对发动机可能潜在的部件衰退或故障做出准确估计,并与控制系统配合,及时给出控制优化方案,实现在没有飞行员干预的条件下自动完成诊断与排故<sup>[33]</sup>。本节内容将简要介绍航空发动机在线气路故障诊断方法的研究。

航空发动机在线气路故障诊断方法的实现基础是实时发动机模型,实时发动机模型在20世纪80年代中期首先以支持向量机的形式出现,并采用分段线性的模型模拟发动机性能。在其后数十年中,随着发动机机载系统计算和储存能力的提高,实时发动机模型也得到了进一步发展,非线性模型的出现使发动机机载模型可以在过渡态及全包线工作范围内跟踪发动机性能。

美国针对发动机在线模型已经开展了多年的研究。PW公司提出了一种机载自适应调整在线模型(Self Tuning Onboard Real-Time Model, STORM)系统,利用线性状态模型及卡尔曼滤波器实施调整部件状态,实现气路控制用传感器的在线诊断与隔离。为了解决同型号发动机个体之间的性能差异对在线模型的影响,PW公司进一步改进了STORM(Enhanced Self Tuning On-Board Real-Time Model, eSTORM)系统,在eSTORM的基础上增加了基于经验数据训练的

神经网络模型,用来消除发动机个体之间的性能差异对状态变量模型造成的影响<sup>[90]</sup>。eSTORM系统运行原理如图10所示。

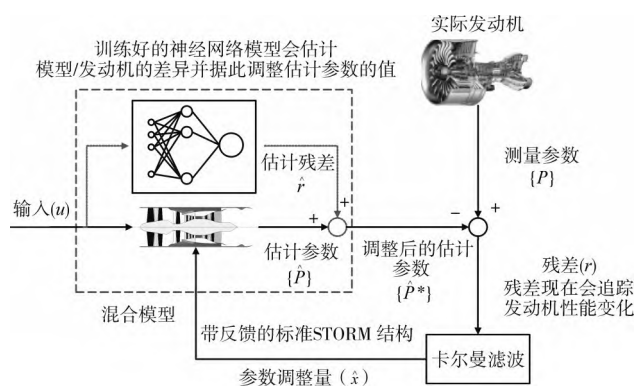


图10 eSTORM系统运行原理<sup>[90]</sup>

这2类系统已经实际应用于美军F119和F135发动机的健康管理系统中,使机载健康管理系统具备控制用传感器在线诊断和隔离,以及增强的气路部件在线诊断和隔离功能<sup>[2]</sup>。

Lu等<sup>[91]</sup>针对发动机在线模型的建立提出了一种自适应线性参数变化模型,通过算法的结合,在保证计算精度的同时简化了模型结构,降低了计算负担,作为在线模型更好地满足了全包线大范围数据集的应用需求;Chen等<sup>[92]</sup>在此基础上,将非线性模型与线性参数状态空间模型(Linear parameter varying state-space model, LPV)相结合,利用LPV替代非线性模型的迭代计算,提升其实时性,非线性模型的使用也能使LPV模型更好反映发动机的非线性和热力学规律;Chang等<sup>[93]</sup>针对基于滑模观测器的发动机状态估计方法进行了研究,并将该方法与在线模型结合,形成了一种鲁棒性强的在线气路故障诊断方法<sup>[94]</sup>。

综合以上国内外发展可见:在线模型与地面监测系统一样,均为先进航空发动机健康管理系统的重要组成部分,可保证发动机安全可靠地运行。与地面站相比,在线模型需要利用较少的数据集下实现发动机实时状态的快速估计,为控制系统提供准确可靠的调整方案以实现发动机性能保持与排故。现阶段国内外的研究在发动机性能实时跟踪、部件状态辨识、在线气路故障诊断方面已经形成了一定的研究成果,但多数成果以民用航空发动机或简单构型涡喷、涡扇发动机为例进行结果验证,针对军用发动机的在线气路故障监视与诊断还未得到足够多的研究成果。在



未来,在线气路故障诊断模型的发展主要面临2方面的问题<sup>[95]</sup>:一方面,在线模型在发动机全飞行包线内的跟踪与辨识能力仍是一项挑战,特别是发动机状态大幅变化的过渡态工况<sup>[91]</sup>,此时发动机的性能变化速度快,不确定性高,系统非线性更加明显。在军用发动机的飞行任务中,发动机过渡态占比较高,过渡态下航空发动机在线模型的准确性有待进一步探索。另一方面,在线模型本身的可靠性也是一项挑战,在现阶段,在线模型可以通过地面试验或模型校核方法对模型本身进行校核调整。未来伴随智能发动机的发展,具备智能调整并结合不确定性因素考虑的在线模型具有良好的发展前景,能够进一步提高在线模型可靠性,提高其实际应用能力。

#### 4.3 基于方法和信息融合的气路故障诊断

基于单一方法进行航空发动机气路故障诊断都有其局限性,例如基于模型的方法依赖于模型的精度,需要控制模型的复杂程度并尽可能减小模型固有计算误差;基于数据的方法过度依赖于故障样本的数量和先验知识,需要系统全面的训练样本。为了充分利用不同方法的优点,研究人员提出了许多方法融合的发动机气路故障诊断方法。如Borguet等<sup>[96]</sup>提出了一种卡尔曼滤波与广义极大似然比检验相结合的诊断方法,实现了卡尔曼滤波模型对突发故障的诊断,并可以处理诊断结果无法集中于故障部件的问题;Xu等<sup>[97]</sup>提出了一种将小波变换方法与神经网络相结合的故障诊断方法,可以解决神经网络局部收敛的问题。

为了实现有限测量参数的气路故障诊断,通过融合不同维度、不同层次的数据源,可以弥补单一层次发动机性能数据的不足,提高数据的冗余性。Volponi等<sup>[98]</sup>针对F117隐身战机的健康管理开展信息融合研究,提出信息融合可分为3个维度:传感器信息融合、特征信息融合和决策信息融合,并结合这3个维度开发了信息融合的气路故障诊断系统;Hu等<sup>[99]</sup>将发动机非参数信息与气路参数相结合,利用随机森林模型、广义回归神经网络以及逻辑回归模型构建了3种不同的信息融合故障诊断方法;Chehade等<sup>[100]</sup>基于数据层信息融合提出了“故障模式指数”(Failure mode index FM-INDEX)的概念,结合不同传感器的信息可以更好地描述不同故障模式的典型特征。

目前,国内外针对信息融合方法已经开展了较多理论研究,总体上看,研究成果更多关注测量参数数

据集本身,从数据处理和信息提取的角度开展研究,但与发动机机理层面的结合相对欠缺。将数据融合的成果应用于发动机机理模型,一方面可以使诊断方法具有较好的原理可解释性,更好地反映发动机的物理性质,增加诊断结果的可信度;另一方面,数据信息的融合丰富了诊断系统的数据集,为测量参数有限条件下的航空发动机气路故障诊断提供了可能。在大数据和数字化的时代背景下,在航空发动机使用过程中的信息来源越来越丰富,从出厂的试车数据到越来越详细的发动机性能全寿命周期数据,航空发动机数据库在信息的种类与覆盖面上都有了长足的发展。如何提高对信息的利用率,是进一步提高现代航空发动机气路故障诊断能力和效率、增强方法泛用性的重要途径。

#### 4.4 航空发动机过渡态气路故障诊断

现有的航空发动机气路故障诊断方法多基于稳态性能数据开发,然而在发动机的过渡状态下,尤其是军用发动机在飞行过程中的加减速飞行、机动作战等经常出现。Merrington<sup>[101]</sup>指出,战斗机在执行飞行任务过程中,70%的时间是工作在非稳定工作状态下,因此在过渡态下的性能分析与故障诊断需求日益迫切。

国内外针对过渡态下航空发动机性能建模和性能诊断开展了很多研究。早期的研究成果包括:Sam-path等<sup>[102]</sup>建立了双轴混排涡扇发动机的过渡态模型,并利用遗传算法建立了过渡态故障诊断模型,可以实现单部件故障的诊断与定位。近年来,国内外学者又取得了很多新的研究成果。Ki等<sup>[103]</sup>基于Simulink建立了涡轴发动机的过渡态计算模型;Kim等<sup>[104]</sup>建立了一种改进的RBF神经网络方法的发动机过渡态性能模型;Wang等<sup>[105]</sup>针对发动机燃油系统提出了一种过渡态建模方法,并将其融入发动机性能模型,在发动机过渡态下可提供更详细的燃油系统性能信息;Tsoutsanis等<sup>[30,106,107]</sup>将已经开发的发动机模型辨识方法应用于发动机过渡态性能诊断;Li等<sup>[108]</sup>基于等效冷却流动处理方法构建了一种地面燃气轮机的计算模型,并分别利用卡尔曼滤波器和牛顿-拉夫逊算法进行了过渡态模式气路故障诊断。

在过渡态下发动机气路故障诊断在过去的30余年间在性能建模、故障诊断方面发展迅速,各项研究成果也在各种类型航空发动机以及地面燃气轮机上

有了系统的验证和应用。但是,目前针对航空发动机过渡态下气路故障诊断方法的研究仍面临2方面挑战:(1)在过渡态下发动机气路、振动参数的变化需要系统的机理解释和规律分析。(2)在过渡态下测量参数的收集与整理,以及测量参数不确定性对航空发动机气路故障诊断方法精度和可靠性的影响。如何充分利用过渡态性能信息以及如何建立准确的发动机过渡态故障诊断模型,事关航空发动机健康管理系统在飞行全包线范围内的适用性,将是未来研究的重点。

## 5 结束语

经过50余年的发展,航空发动机气路故障诊断方法有了较全面系统地发展,形成了以基于模型和基于数据驱动为基础的诊断方法体系。从现有文献来看,美国等发达国家已经在其现役航空发动机上配备了相应的健康管理系统,可以通过在线模型的实时监视诊断加之地面站的配合,科学制定发动机运行维护周期,保证其在全寿命周期内的安全稳定运行。

目前,制约中国航空发动机气路故障诊断研究的困境和难题主要包括以下3方面:

(1)缺乏完整的发动机全寿命周期性能数据,从个体发动机的出厂试车、外场飞行及大修的数据链条缺乏完整性及一致性,难以通过系统地收集和利用发动机性能数据捕捉发动机全寿命周期的性能衰退规律。

(2)缺乏完整的航空发动机健康管理系统设计体系。在发动机设计阶段应更加重视对健康管理系统的同步发展,为发动机维修策略向视情维修方向转变提供技术支撑。

(3)近年来中国针对性能预测、在线气路故障诊断模型等开展了大量理论与算法研究,这些研究成果应在实际应用中得到更加充分的检验。因此需要增强产、学、研、用等多方协作,以支撑面向工程实际的航空发动机健康管理系统设计及开发。

### 参考文献:

- [1] IATA. Airline maintenance cost executive commentary edition 2019 [R]. Montreal: International Air Transport Association, 2019.
- [2] 尉询楷,杨立,刘芳,等. 航空发动机预测与健康诊断[M]. 北京:国防工业出版社, 2014: 27-37, 132-133.  
WEI Xunkai, YANG Li, LIU Fang, et al. Aeroengine prognostics and health management[M]. Beijing: National Defense Industry Press, 2014: 27-37, 132-133. (in Chinese)
- [3] 王施,王荣桥,陈志英,等. 航空发动机健康管理综述[J]. 燃气涡轮试验与研究, 2009, 22(1): 51-58.  
WANG Shi, WANG Rongqiao, CHEN Zhiying, et al. Survey on aircraft engine health management [J]. Gas Turbine Experiment and Research, 2009, 22(1): 51-58. (in Chinese)
- [4] Chen M, Quan H L, Tang H. An approach for optimal measurements selection on gas turbine engine fault diagnosis [J]. Journal of Engineering for Gas Turbines and Power, 2015, 137(7): 071203.
- [5] 邓明,金业壮. 航空发动机故障诊断[M]. 北京:北京航空航天大学出版社, 2012: 1-2, 22-23.  
DENG Ming, JIN Yezhuang. Aeroengine fault diagnostics [M]. Beijing: Beihang University Press, 2012: 1-2, 22-23. (in Chinese)
- [6] 郝英,孙健国,白杰. 航空燃气涡轮发动机气路故障诊断现状与展望[J]. 航空动力学报, 2003, 18(6): 753-760.  
HAO Ying, SUN Jianguo, BAI Jie. State-of-the-art and prospect of aircraft engine fault diagnosis using gas path parameters [J]. Journal of Aerospace Power, 2003, 18(6): 753-760. (in Chinese)
- [7] 鲁峰. 航空发动机故障诊断的融合技术研究[D]. 南京:南京航空航天大学, 2009.  
LU Feng. Aeroengine fault diagnostics based on fusion technique [D]. Nanjing: Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2009. (in Chinese)
- [8] Tahan M, Tsoutsanis E, Muhammad M, et al. Performance-based health monitoring, diagnostics and prognostics for condition-based maintenance of gas turbines: a review [J]. Applied Energy, 2017 (198): 122-144.
- [9] 李一波,张光明,蒋丽英. 航空发动机气路故障诊断技术研究现状[J]. 燃气轮机技术, 2009, 22(3): 10-15.  
LI Yibo, ZHANG Guangming, JIANG Liying. Research status of gas-path fault diagnostics for aero-engines [J]. Gas Turbine Technology, 2009, 22(3): 10-15. (in Chinese)
- [10] Hanachi H, Mechefske C, Liu J, et al. Performance-based gas turbine health monitoring, diagnostics, and prognostics: a survey [J]. IEEE Transactions on Reliability, 2018, 67(3): 1340-1363.
- [11] Depold H R, Gass F D. The application of expert systems and neural networks to gas turbine prognostics and diagnostics [C]// Proceedings of the ASME 1998 International Gas Turbine and Aeroengine Congress and Exhibition. Stockholm: ASME, 1998: 1-7.
- [12] Ganguli R. Jet engine gas-path measurement filtering using center weighted idempotent median filters [J]. Journal of Propulsion and Power, 2003, 19(5): 930-937.
- [13] Uday P, Ganguli R. Jet engine health signal denoising using optimally weighted recursive median filters [J]. Journal of Engineering for Gas Turbines and Power, 2010, 132(4): 041601.
- [14] Lu P J, Shu T C. Application of autoassociative neural network on gas-path sensor data validation [J]. Journal of Propulsion and Power, 2002, 18(4): 879-888.
- [15] 吕升,郭迎清,孙浩. 基于GA-AANN神经网络的SDQ算法的航空

- 发动机传感器数据预处理[J]. 推进技术, 2018, 39(5): 1142–1150.
- LYU Sheng, GUO Yingqing, SUN Hao. Aeroengine sensor data pre-processing based on SDQ algorithm of GA-AANN neural network [J]. Journal of Propulsion Technology, 2018, 39(5): 1142–1150. (in Chinese)
- [16] 林兆福, 范作民. 发动机基线方程的建立和应用 [J]. 中国民航学院学报, 1992, 10(4): 20–32.
- LIN Zhaofu, FAN Zuomin. Development and application of engine baseline equations [J]. Journal of Civil Aviation Institute of China, 1992, 10(4): 20–32. (in Chinese)
- [17] 钟诗胜, 周志波, 张永, 等. 基于三次回归分析的试车台基线库的建立[J]. 计算机集成制造系统, 2005, 11(2): 270–274.
- ZHONG Shisheng, ZHOU Zhibo, ZHANG Yong, et al. Construction of test cell baselines based on thrice regression analysis [J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2005, 11(2): 270–274. (in Chinese)
- [18] 钟诗胜, 崔智全, 付旭云. Rolls-Royce 发动机基线挖掘方法[J]. 计算机集成制造系统, 2010, 16(10): 2265–2270.
- ZHONG Shisheng, CUI Zhiqian, FU Xuyun. Baseline mining method of RR's engine [J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2010, 16(10): 2265–2270. (in Chinese)
- [19] 付金华, 闫锋. 航空发动机排气温度基线建模方法[J]. 航空计算技术, 2014, 44(6): 49–54.
- FU Jinhua, YAN Feng. A method of modeling exhaust gas temperature baseline of aeroengine [J]. Aeronautical Computing Technique, 44(6): 49–54. (in Chinese)
- [20] 王奕首, 余映红, 卿新林, 等. 基于 KPCA 和 DBN 的航空发动机排气温度基线模型[J]. 航空发动机, 2020, 46(1): 54–60.
- WANG Yishou, YU Yinghong, QING Xinlin, et al. Exhaust gas temperature baseline model of aeroengine based on KPCA and DBN [J]. Aeroengine, 2020, 46(1): 54–60. (in Chinese)
- [21] 黄曦, 卿新林, 王奕首, 等. 基于 SDAE 的航空发动机燃油流量基线模型构建[J]. 航空发动机, 2019, 45(2): 29–33.
- HUANG Xi, QING Xinlin, WANG Yishou, et al. Construction of aeroengine fuel flow baseline model based on stacked denoising auto-encoders [J]. Aeroengine, 2019, 45(2): 29–33. (in Chinese)
- [22] 刘渊, 余映红, 田彦云等. 航空发动机排气温度基线建模新方法研究[J/OL]. 北京: 推进技术, 2021: 1–35[2021-11-25]. <https://doi.org/10.13675/j.cnki.tjjs.200511>.
- LIU Yuan, YU Yinghong, TIAN Yanyun, et al. Investigation on New Method for Baseline Modelling of Aeroengine Exhaust Gas Temperature [J/OL]. Beijing: Journal of Propulsion Technology, 2021: 1–35[2021-11-25]. <https://doi.org/10.13675/j.cnki.tjjs.200511>. (in Chinese)
- [23] Stamatis A, Mathioudakis K, Papailiou K D. Adaptive simulation of gas turbine performance [J]. Journal of Engineering for Gas Turbines and Power, 1990, 112(2): 168–175.
- [24] Li Y G, Marinai L, Gatto E L, et al. Multiple-point adaptive performance simulation tuned to aeroengine test-bed data [J]. Journal of Propulsion and Power, 2009, 25(3): 635–641.
- [25] Li Y G, Ghafir M F A, Wang L, et al. Nonlinear multiple points gas turbine off-design performance adaptation using a genetic algorithm [J]. Journal of Engineering for Gas Turbines and Power, 2011, 133(7): 071701.
- [26] Kong C, Ki J, Kang M. A new scaling method for component maps of gas turbine using system identification[J]. Journal of Engineering for Gas Turbines and Power, 2003, 125(4): 979–985.
- [27] Kong C, Kho S, Ki J. Component map generation of a gas turbine using genetic algorithms [J]. Journal of Engineering for Gas Turbines and Power, 2004, 128(1): 92–96.
- [28] Tsoutsanis E, Li Y G, Pilidis P, et al. Part-load performance of gas turbines: part I — a novel compressor map generation approach suitable for adaptive simulation [C]// Proceedings of the ASME 2012 Gas Turbine India Conference. Mumbai: ASME, 2012: 1–10.
- [29] Tsoutsanis E, Meskin N, Benammar M, et al. Transient gas turbine performance diagnostics through nonlinear adaptation of compressor and turbine maps [J]. Journal of Engineering for Gas Turbines and Power, 2015, 137(9): 091201.
- [30] Tsoutsanis E, Meskin N, Benammar M, et al. A component map tuning method for performance prediction and diagnostics of gas turbine compressors [J]. Applied Energy, 2014(135): 572–585.
- [31] 朱之丽, 陈敏, 唐海龙, 等. 航空燃气涡轮发动机工作原理及性能 [M]. 上海: 上海交通大学出版社, 2014: 126–128.
- ZHU Zhili, CHEN Min, TANG Hailong, et al. Working principle and performance of aircraft gas turbine engines [M]. Shanghai: Shanghai Jiao Tong University Press, 2014: 126–128. (in Chinese)
- [32] Panov V. Model-based control and diagnostic techniques for operational improvements of gas turbine engines [C]// 10th European Conference on Turbomachinery Fluid dynamics & Thermodynamics. Lappeenranta: ETC, 2013: 1–12.
- [33] Volponi A J. Gas turbine engine health management: past, present, and future trends [J]. Journal of Engineering for Gas Turbines and Power, 2014, 136(5): 051201.
- [34] Urban L A, Volponi A J. Mathematical methods of relative engine performance diagnostics [C]// Aerospace Technology Conference and Exposition. Anaheim: SAE International, 1992: 922048.
- [35] 范作民, 孙春林, 白杰. 航空发动机故障诊断导论 [M]. 北京: 科学出版社, 2004: 108–109.
- FAN Zuomin, SUN Chunlin, BAI Jie. Introduction to aircraft engine fault diagnosis [M]. Beijing: Science Press, 2004: 108–109. (in Chinese)
- [36] Li Y G. Performance-analysis-based gas turbine diagnostics: a review [J]. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part A: Journal of Power and Energy, 2002, 216(5): 363–377.
- [37] Urban L A. Gas path analysis applied to turbine engine condition monitoring [J]. Journal of Aircraft, 1973, 10(7): 400–406.



- [38] 陈大光, 韩凤学, 唐耿林. 多状态气路分析法诊断发动机故障的分析[J]. 航空动力学报, 1994, 9(4): 349-352.  
CHEN Daguang, HANG Fengxue, TANG Genglin. Analysis of multi-state gas path analytical method in fault diagnosis for aeroengine [J]. Journal of Aerospace Power, 1994, 9(4): 349-352. (in Chinese)
- [39] 陈大光. 燃气涡轮发动机的状态监控与故障诊断[J]. 航空学报, 1989, 10(6): 225-236.  
CHEN Daguang. Gas turbine engine condition monitoring and fault diagnostics [J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 1989, 10(6): 225-236. (in Chinese)
- [40] 张津. 民用航空发动机状态监视和故障诊断系统研究[J]. 航空动力学报, 1994, 9(4): 339-343.  
ZHANG Jin. A condition monitoring and fault diagnosis system for civil aeroengines [J]. Journal of Aerospace Power, 1994, 9(4): 339-343. (in Chinese)
- [41] 范作民, 孙春林, 林兆福. 发动机故障诊断的主因子模型[J]. 航空学报, 1993, 14(12): 588-595.  
FAN Zuomin, SUN Chunlin, LIN Zhaofu. Primary factor model for jet engine fault diagnosis[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 1993, 14(12): 588-595. (in Chinese)
- [42] 孙春林, 范作民. 发动机故障诊断的主成分算法[J]. 航空学报, 1998, 19(3): 87-90.  
SUN Chunlin, FAN Zuomin. Principal component algorithm for aero-engine fault diagnosis[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 1998, 19(3): 87-90. (in Chinese)
- [43] Escher P C. An object-oriented diagnostics computer program suitable for industrial gas turbines. [D]. Cranfield: Cranfield University, 1995.
- [44] Ogaji S, Sampath S, Singh R, et al. Parameter selection for diagnosing a gas-turbine's performance-deterioration [J]. Applied Energy, 2002, 73: 25-46.
- [45] Doel D L. Temper—a gas-path analysis tool for commercial jet engines [J]. Journal of Engineering for Gas Turbines and Power, 1994, 116(1): 82-89.
- [46] Kamunge D. A non-linear weighted least squares gas turbine diagnostic approach and multi-fuel performance simulation [D]. Cranfield: Cranfield University, 2011.
- [47] 朱之丽, 孟凡涛, 陈宝延. 基于台架的涡扇发动机优化调整分析[J]. 北京航空航天大学学报, 2003, 29(7): 583-587.  
ZHU Zhili, MENG Fantao, CHEN Baoyan. Analysis of optimal adjustment of turbofan engine based on trial center data [J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2003, 29(7): 583-587. (in Chinese)
- [48] 鲁峰, 黄金泉, 孔祥天. 基于变权重最小二乘法的发动机气路故障诊断[J]. 航空动力学报, 2011, 26(10): 2376-2381.  
LU Feng, HUANG Jinqian, KONG Xiangtian. Gas-path fault diagnosis for aero-engine based on variable weighted least-squares [J]. Journal of Aerospace Power, 2011, 26(10): 2376-2381. (in Chinese)
- [49] Lu F, Ju H, Huang J. An improved extended Kalman filter with inequality constraints for gas turbine engine health monitoring [J]. Aerospace Science and Technology, 2016, 58: 36-47.
- [50] Simon D. Kalman filtering with inequality constraints for turbofan engine health estimation [J]. IEEE Proceedings – Control Theory and Applications, 2006, 153(3): 371-378.
- [51] Simon D, Simon D L. Aircraft turbofan engine health estimation using constrained Kalman filtering [J]. Journal of Engineering for Gas Turbines and Power, 2005, 127(2): 323-328.
- [52] Simon D, Simon D L. Constrained Kalman filtering via density function truncation for turbofan engine health estimation [J]. International Journal of Systems Science, 2010, 41(2): 159-171.
- [53] 姜新瑞. 基于卡尔曼滤波的发动机气路故障诊断[D]. 北京: 北京航空航天大学, 2015.  
JIANG Xinrui. Aeroengine gas path diagnostics based on Kalman filter [D]. Beijing: Beihang University, 2015. (in Chinese)
- [54] Marinai L, Probert D, Singh R. Prospects for aero gas-turbine diagnostics: a review [J]. Applied Energy, 2004, 79(1): 109-126.
- [55] 朱大明, 朱之丽. 结合统计的模型辨识在发动机故障诊断中应用[J]. 航空动力学报, 2009, 24(5): 1061-1065.  
ZHU Daming, ZHU Zhili. Application of pattern recognition with statistics for engine fault diagnosis [J]. Journal of Aerospace Power, 2009, 24(5): 1061-1065. (in Chinese)
- [56] Stamatis A, Mathioudakis K, Smith M, et al. Gas turbine component fault identification by means of adaptive performance modeling[C]// Proceedings of the ASME 1990 International Gas Turbine and Aero-engine Congress and Exposition. Brussels: ASME, 1990: 1-7.
- [57] Sampath S, Ogaji S, Singh R, et al. Engine-fault diagnostics: an optimisation procedure[J]. Applied Energy, 2002, 73(1): 47-70.
- [58] 胡良权, 陈敏, 唐海龙, 等. 双轴分排涡扇发动机气路故障诊断测量参数选择方法[J]. 航空动力学报, 2015, 30(8): 1853-1861.  
HU Liangquan, CHEN Min, TANG Hailong, et al. Measurement parameters selection method for gas turbine fault diagnosis of two-shaft split flow turbofan engine [J]. Journal of Aerospace Power, 2015, 30(8): 1853-1861. (in Chinese)
- [59] 朱柳. 基于滤波方法的航空发动机故障诊断研究[D]. 北京: 清华大学, 2014.  
ZHU Liu. Research of aero-engine fault diagnosis based on filtering methods[D]. Beijing: Tsinghua University, 2014. (in Chinese)
- [60] 黄小平, 王岩. 卡尔曼滤波原理及应用: MATLAB仿真[M]. 北京: 电子工业出版社, 2015: 2-4.  
HUANG Xiaoping, WANG Yan. Kalman filter principle and application: MATLAB simulation[M]. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2015: 2-4. (in Chinese)
- [61] Simon D. A comparison of filtering approaches for aircraft engine health estimation[J]. Aerospace Science and Technology, 2008, 12(4): 276-284.

- [62] Lu F, Huang J, Lyu Y. Gas path health monitoring for a turbofan engine based on a nonlinear filtering approach[J]. *Energies*, 2013, 6(1): 492–513.
- [63] Lu F, Gao T, Huang J, et al. Nonlinear Kalman filters for aircraft engine gas path health estimation with measurement uncertainty[J]. *Aerospace Science and Technology*, 2018, 76:126–140.
- [64] Denney G. F16 jet engine trending and diagnostics with neural networks [C]// *Applications of Artificial Neural Networks IV*. Orlando: SPIE, 1993:419–422.
- [65] 陈大光, 刘福生. 燃气涡轮发动机故障诊断的人工神经网络法[J]. *航空动力学报*, 1994, 9(4):344–348.  
CHEN Daguang, LIU Fusheng. An artificial neural network applied to aircraft fault diagnosis [J]. *Journal of Aerospace Power*, 1994, 9(4): 344–348. (in Chinese)
- [66] Joly r B, Ogaji S O T, Singh R, et al. Gas-turbine diagnostics using artificial neural-networks for a high bypass ratio military turbofan engine [J]. *Applied Energy*, 2004, 78(4): 397–418.
- [67] Tavarani S, Vanini Z N, Khorasani K. Dynamic neural network-based fault diagnosis of gas turbine engines [J]. *Neurocomputing*, 2014(125): 153–165.
- [68] Loboda I. Gas Turbine fault classification using probability density estimation [C]// *ASME Turbo Expo 2014: Turbine Technical Conference and Exposition*. Düsseldorf: ASME, 2014: 1–13.
- [69] Zedda M, Singh R. Fault diagnosis of a turbofan engine using neural networks – a quantitative approach [C]// *34th AIAA/ASME/SAE/AS-EE Joint Propulsion Conference and Exhibit*. Cleveland: AIAA, 1998: 1–10.
- [70] Fast M, Assadi M, De S. Development and multi-utility of an ANN model for an industrial gas turbine [J]. *Applied Energy*, 2009, 86(1): 9–17.
- [71] Asgari H, Chen X, Menhaj M B, et al. Artificial neural network – based system identification for a single-shaft gas turbine [J]. *Journal of Engineering for Gas Turbines and Power*, 2013, 135(9): 092601.
- [72] Tang S, Tang H, Chen M. Transfer-learning based gas path analysis method for gas turbines [J]. *Applied Thermal Engineering*, 2019(155):1–13.
- [73] Tang S, Tang H, Chen M. Multi-state data-driven gas path analysis method [J]. *Energy Procedia*, 2019(158):1565–1572.
- [74] Zhong S S, Fu S, Lin L. A novel gas turbine fault diagnosis method based on transfer learning with CNN[J]. *Measurement*, 2019, 137: 435–453.
- [75] Milne R, Nicol C. Tiger: continuous diagnosis of gas turbines [C]// *Proceedings of the 14th European Conference on Artificial Intelligence*. Berlin: ECAI, 2000: 1–5.
- [76] Spina P R, Torella G, Venturini M. The use of expert systems for gas turbine diagnostics and maintenance [C]// *ASME Turbo Expo 2002: Power for Land, Sea, and Air*. Amsterdam: ASME, 2002: 1–10.
- [77] Fentaye A, Gilani S, Baheta A. Gas turbine gas path diagnostics: a review [C]//*Proceedings of the MATEC Web of Conferences*. Kuantan: ICMER, 2016: 1–8.
- [78] Gayme D, Menon S, Ball C, et al. Fault diagnosis in gas turbine engines using fuzzy logic [C]// *22nd International Conference of the North American Fuzzy Information Processing Society, NAFIPS 2003*. Chicago: IEEE, 2003: 341–346.
- [79] Ogaji S O T, Marinai L, Sampath S, et al. Gas-turbine fault diagnostics: a fuzzy-logic approach [J]. *Applied Energy*, 2005, 82(1): 81–89.
- [80] Mohammadi E, Montazeri G M. A fuzzy-based gas turbine fault detection and identification system for full and part-load performance deterioration [J]. *Aerospace Science and Technology*, 2015, 46: 82–93.
- [81] Jardine A K S, Lin D, Banjevic D. A review on machinery diagnostics and prognostics implementing condition-based maintenance [J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2006, 20(7): 1483–1510.
- [82] Li Y G, Nilkitsaranont P. Gas turbine performance prognostic for condition-based maintenance [J]. *Applied Energy*, 2009, 86(10): 2152–2161.
- [83] Daroogheh N, Baniamerian A, Meskin N, et al. A hybrid prognosis and health monitoring strategy by integrating particle filters and neural networks for gas turbine engines [C]//*IEEE Conference on Prognostics and Health Management (PHM)*. Austin: IEEE, 2015: 1–8.
- [84] Tsoutsanis E, Meskin N. Forecasting the health of gas turbine components through an integrated performance-based approach [C]//*2016 IEEE International Conference on Prognostics and Health Management (ICPHM)*. Ottawa: IEEE, 2016: 1–8.
- [85] 李应红, 尉询楷. 航空发动机的智能诊断、建模与预测方法[M]. 北京: 科学出版社, 2013:3–5.  
LI Yinghong, WEI Xunkai. Intelligent diagnosis, modeling and prediction methods of aero-engine[M]. Beijing: Science Press, 2013: 3–5. (in Chinese)
- [86] 孙瑞谦, 蔡林峰, 韩小宝, 等. 考虑性能退化的航空发动机故障诊断量化评估[J/OL]. 北京: 推进技术, 2021: 1–12[2021–11–25]. <https://doi.org/10.13675/j.cnki.tjjs.210247>.  
SUN Ruiqian, GOU Linfeng, HAN Xiaobao, et al. Quantitative Evaluation of Fault Diagnosability for Degraded Aero-engine[J/OL]. Beijing: Journal of Propulsion Technology, 2021: 1–12[2021–11–25]. <https://doi.org/10.13675/j.cnki.tjjs.210247>. (in Chinese)
- [87] 周俊. 数据驱动的航空发动机剩余使用寿命预测方法研究[D]. 南京: 南京航空航天大学, 2017.  
ZHOU Jun. Research on data-driven prediction methods for remaining useful life of aero-engine[D]. Nanjing: Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2017. (in Chinese)
- [88] 李臻. 民航发动机全寿命周期机队维修策略优化方法研究 [D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2019.  
LI Zhen. Research on life-cycle maintenance strategy optimization of civil aeroengine fleet[D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2019. (in Chinese)

- [89] 李航, 张洋铭. 基于状态监测数据的航空发动机剩余寿命在线预测[J]. 南京航空航天大学学报, 2020, 52(4): 572-579.
- LI Hang, ZHANG Yangming. Online remaining useful lifetime prediction for aero-engine based on condition monitoring data[J]. Journal of Nanjing University of Aeronautics & Astronautics, 2020, 52(4): 572-579. (in Chinese)
- [90] Volponi A. Enhanced self tuning on-board real-time model (eSTORM) for aircraft engine performance health tracking[R]. NASA-CR-2008-215272.
- [91] Lu F, Qian J, Huang J, et al. In-flight adaptive modeling using polynomial LPV approach for turbofan engine dynamic behavior [J]. Aerospace Science and Technology, 2017(64): 223-236.
- [92] Chen Q, Huang J, Pan M, et al. A novel real-time mechanism modeling approach for turbofan engine [J]. Energies, 2019, 12(19): 3791.
- [93] Chang X, Huang J, Lu F, et al. Gas-path health estimation for an aircraft engine based on a sliding mode observer [J]. Energies, 2016, 9(8): 598.
- [94] Chang X, Huang J, Lu F. Robust in-flight sensor fault diagnostics for aircraft engine based on sliding mode observers[J]. Sensors, 2017(17): 835.
- [95] Wei Z, Zhang S, Jafari S, et al. Gas turbine aero-engines real time on-board modelling: a review, research challenges, and exploring the future [J]. Progress in Aerospace Sciences, 2020(121): 100693.
- [96] Borguet S, Léonard O. A generalized likelihood ratio test for adaptive gas turbine performance monitoring [J]. Journal of Engineering for Gas Turbines and Power, 2008, 131(1): 011601.
- [97] Qing Y X, Xian Y M, Xin J H, et al. Gas turbine fault diagnosis based on wavelet neural network [C]//2007 International Conference on Wavelet Analysis and Pattern Recognition. Beijing: IEEE, 2007: 738-741.
- [98] Volponi A. Data fusion for enhanced aircraft engine prognostics and health management N [R]. NASA-CR-2005-214055.
- [99] Hu X, Eklund N, Goebel K. A data fusion approach for aircraft engine fault diagnostics [C]// ASME Turbo Expo 2007: Power for Land, Sea, and Air. Montreal: ASME, 2007: 1-9.
- [100] Chehade A, Song C, Liu K, et al. A data-level fusion approach for degradation modeling and prognostic analysis under multiple failure modes [J]. Journal of Quality Technology, 2018, 50(2): 150-165.
- [101] Merrington G L. Fault diagnosis of gas turbine engines from transient data [J]. Journal of Engineering for Gas Turbines and Power, 1989, 111(2): 237-243.
- [102] Sampath S, Li Y G, Ogaji S O T, et al. Fault diagnosis of a two spool turbo-fan engine using transient data: a genetic algorithm approach [C]//ASME Turbo Expo 2003, collocated with the 2003 International Joint Power Generation Conference. Atlanta: ASME, 2003: 1-9.
- [103] Ki J, Kong C, Kho S, et al. Steady-state and transient performance modeling of smart UAV propulsion system using simulink [C]// ASME Turbo Expo 2008: Power for Land, Sea, and Air. Berlin: ASME, 2008: 1-7.
- [104] Kim S, Kim K, Son C. Transient system simulation for an aircraft engine using a data-driven model [J]. Energy, 2020(196): 117046.
- [105] Wang C, Li Y G, Yang B Y. Transient performance simulation of aircraft engine integrated with fuel and control systems [J]. Applied Thermal Engineering, 2017(114): 1029-1037.
- [106] Tsoutsanis E, Meskin N, Benammar M, et al. A dynamic prognosis scheme for flexible operation of gas turbines [J]. Applied Energy, 2016(164): 686-701.
- [107] Tsoutsanis E, Hamadache M, Dixon R. Real-time diagnostic method of gas turbines operating under transient conditions in hybrid power plants [J]. Journal of Engineering for Gas Turbines and Power, 2020, 142(10): 101002.
- [108] Li J, Ying Y. Gas turbine gas path diagnosis under transient operating conditions: a steady state performance model based local optimization approach [J]. Applied Thermal Engineering, 2020(170): 115025.

(编辑:程海)