



系统工程与电子技术
Systems Engineering and Electronics
ISSN 1001-506X, CN 11-2422/TN

《系统工程与电子技术》网络首发论文

题目：基于混合驱动的航空发动机气路故障诊断技术综述
作者：陈肖楠，王奕首，卿新林
收稿日期：2024-04-24
网络首发日期：2024-11-27
引用格式：陈肖楠，王奕首，卿新林. 基于混合驱动的航空发动机气路故障诊断技术综述[J/OL]. 系统工程与电子技术.
<https://link.cnki.net/urlid/11.2422.tn.20241127.1110.002>



网络首发：在编辑部工作流程中，稿件从录用到出版要经历录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿等阶段。录用定稿指内容已经确定，且通过同行评议、主编终审同意刊用的稿件。排版定稿指录用定稿按照期刊特定版式（包括网络呈现版式）排版后的稿件，可暂不确定出版年、卷、期和页码。整期汇编定稿指出版年、卷、期、页码均已确定的印刷或数字出版的整期汇编稿件。录用定稿网络首发稿件内容必须符合《出版管理条例》和《期刊出版管理规定》的有关规定；学术研究成果具有创新性、科学性和先进性，符合编辑部对刊文的录用要求，不存在学术不端行为及其他侵权行为；稿件内容应基本符合国家有关书刊编辑、出版的技术标准，正确使用和统一规范语言文字、符号、数字、外文字母、法定计量单位及地图标注等。为确保录用定稿网络首发的严肃性，录用定稿一经发布，不得修改论文题目、作者、机构名称和学术内容，只可基于编辑规范进行少量文字的修改。

出版确认：纸质期刊编辑部通过与《中国学术期刊（光盘版）》电子杂志社有限公司签约，在《中国学术期刊（网络版）》出版传播平台上创办与纸质期刊内容一致的网络版，以单篇或整期出版形式，在印刷出版之前刊发论文的录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿。因为《中国学术期刊（网络版）》是国家新闻出版广电总局批准的网络连续型出版物（ISSN 2096-4188，CN 11-6037/Z），所以签约期刊的网络版上网络首发论文视为正式出版。

基于混合驱动的航空发动机气路故障诊断技术综述

陈肖楠, 王奕首, 卿新林*
(厦门大学航空航天学院, 福建 厦门 361005)

摘要: 发展基于气路的航空发动机健康管理技术, 这对于提高发动机安全和降低维修成本具有重要意义。本文首先介绍了基于气路的航空发动机健康管理技术发展的总体概况。其次, 以基于模型驱动、数据驱动和混合驱动分类方式, 系统总结了气路故障诊断方法的研究现状, 并介绍了基于数模混合驱动故障诊断方法。同时综述了航空发动机建模方法、航空发动机传感器故障诊断方法、和航空发动机气路性能预测技术, 并讨论这些方法的特点、优势及不足。最后总结了航空发动机气路故障诊断技术的发展趋势和面临的挑战。

关键词: 混合驱动方法; 航空发动机气路故障诊断; 传感器故障诊断; 数据驱动方法
中图分类号: TP277 **文献标志码:** A

A review of aero engine gas path fault diagnostics based on hybrid method

CHEN Xiaonan, WANG Yishou, QING Xinlin*

(School of Aerospace Engineering, Xiamen University, Xiamen 361005, China)

Abstract: Advancing performance-based health management technology for aero engines is crucial for improving engine safety and minimizing maintenance costs. This paper begins by introducing the evolution of performance-based health management for aero engines. It then systematically summarizes the current research on gas path fault diagnosis, focusing on model-driven, data-driven, and hybrid approaches. The review discusses hybrid approaches that combine data-driven and model-driven methods for engine fault diagnosis. Additionally, the paper reviews aero engine modeling, sensor fault diagnosis, and gas path performance prediction techniques, discussing their characteristics, advantages, and limitations. Finally, the paper concludes by summarizing the emerging trends and challenges in aero engine gas path fault diagnostics technology.

Keywords: Hybrid method; Aero engine gas path fault diagnosis; Sensor fault diagnostics; Data-driven methods

0 引言

航空发动机在极端恶劣的环境下工作, 包括高温、高压、高转速等, 因此对其安全性和可靠性有较高的要求。发动机健康管理(engine health management, EHM)技术通过分析发动机的测量

数据, 对发动机部件和整体性能进行监测、评估、诊断和预测, 并制定相应维修策略, 有助于提高发动机的安全性并减少维护费用^[1,2]。航空发动机气路部件, 包括进气道、压气机、涡轮、燃烧室和尾喷管等, 贯穿整个发动机, 且气路故障众多, 发生频繁。因此, 航空发动机气路故障诊断

是 EHM 技术的重要组成部分。

国内外的一些学者从不同的视角对基于气路的 EHM 技术进行了总结与概括, Volponi 等人^[3]于 2014 年对基于发动机气动热力性能的 EHM 技术进行综述, 并从智能发动机角度阐述 EHM 最新进展、发展趋势和面临的挑战; Tahan 和 Hanachi 等人分别于 2017 年和 2018 年从航空发动机的监测、诊断和预测这些方面阐述最近的研究进展^[4,5]; Yildirem 等人于 2018 年从基于真实飞行数据的角度对发动机健康监测技术做了归纳总结^[6]; RATH 等于 2022 年综述了基于气路性能参数的航空发动机健康监测、诊断和预测

技术的研究进展^[7]。我国学者也从不同视角综述了国外发动机健康管理的研究进展^[8-13]; 其中, 黄金泉等人^[8]于 2020 年从航空发动机气路故障诊断的角度, 详细总结阐述了基于模型、基于数据的和基于信息融合的发动机气路故障诊断方法; 曹明等人^[14]于 2022 年从状态维护(condition based maintenance, CBM)全流程的角度分析航空发动机健康管理技术的应用现状及发展趋势。为了便于全局了解 EHM 所涉及内容, 根据航空发动机的部件分布和工作环境^[15-16], 航空发动机健康管理相关环节总结为图 1 所示。

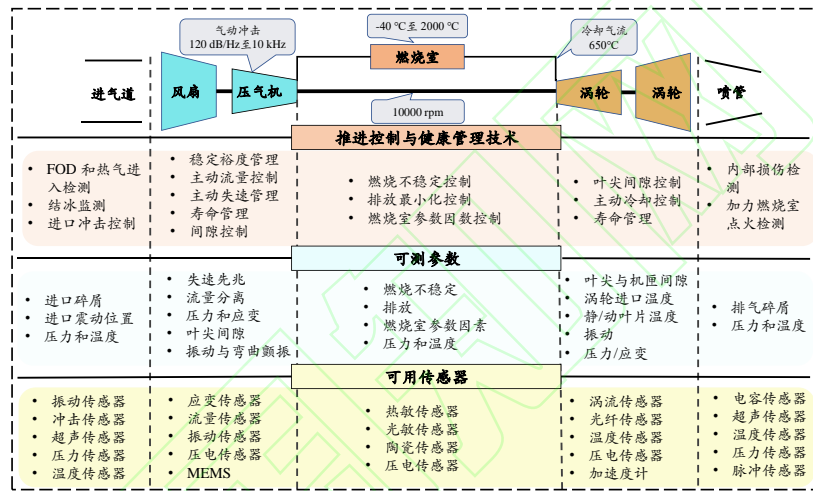


图 1 航空发动机健康管理相关环节

Fig.1 Aero engine health management related link

气路分析法是发动机气路故障诊断中的常用方法。气路分析的原理如图 2 所示, 通过布置于发动机不同截面的测量参数变化(如温度、压力、转速等)来估计发动机的主要气路部件的性能变化(效率、流量、有效面积等)^[17], 进而通过部件性能变化判断发动机的故障模式。航空发动机气路故障诊断中, 按照诊断方法可分为基于模型的发动机气路故障诊断方法、基于数据驱动的发动机气路故障诊断方法和基于混合驱动的发动机故障诊断方法。本文根据以上分类首先综述了发动机气路故障诊断中常用方法。对于模型驱动方法, 本文介绍了发动机气路故障诊断中的线性和非线性方法。其次, 介绍了发动机建模和模型修正的方法, 用以辅助基于模型的发动机气路故障诊断。对于数据驱动方法, 本文列举了不同数据驱动方法应用于气路故障诊断的案例, 并对比了这些方法的特点、优势和不足。对于混

合驱动方法, 本文列举了近年来发动机气路故障诊断中的典型混合驱动案例、迁移学习案例和传感器故障诊断案例。与此同时, 本文介绍了发动机气路参数预测方法, 以服务于视情维修策略, 实现发动机气路故障的预诊。最后, 本文根据当前研究进展情况, 总结了未来的发展趋势和面临的挑战。

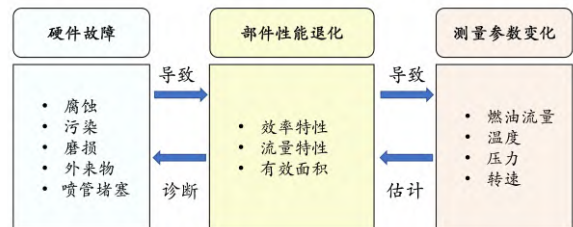


图 2 气路分析原理图

Fig.2 Conceptual diagram of gas path analysis

1 航空发动机气路故障诊断

1.1 基于模型驱动的方法

1972 年 Urban 提出了气路分析 (gas path analysis, GPA) 方法, 该方法使用故障影响系数矩阵 (influence coefficient matrix, ICM) 将发动机的测量参数转化为性能参数, 利用性能参数的变化对发动机进行故障诊断^[17]。诊断系统通过 ICM 建立发动机测量参数的变化和发动机部件性能的退化的线性关系^[18]。使用 ICM 进行的气路分析的方法由于其有检测简单、快速、能求解多重故障的优点, 广泛用于发动机气路故障诊断领域。Smetana 等人对基于 ICM 的气路分析法进行了综述^[19]。由于发动机故障诊断中存在监测参数少, 故障模式多的特点, 使用该方法的故障诊断结果中存在故障扩散化的现象^[20]。这是因为基于 ICM 的气路分析法方法要求测量参数 (m) 的数量要大于等于健康参数 (n) 的数量 ($m \geq n$)。通常有两种方式解决上述问题, 第一种方式是增加传感器的数量或优化传感器的选择, Jasmani 等人开发了基于解析方法的发动

机多故障传感器选择技术^[21]。而在实际应用中发现增加传感器的数量面临着发动机服役环境恶劣、在役发动机新增传感器困难和增加发动机重量等问题。第二种方式是通过选取多个稳态点, Gulati、Aretakis 和 Kamboukos 等人通过选取多个稳态点来解决这一问题^[22-24]。Escher 等人使用牛顿迭代法求解性能参数和测量参数之间的关系, 首先发展了非线性气路分析方法^[25]。如图 3 所示, 系统第一次迭代的输出为第二次迭代的基线, 反复迭代至目标函数达到预期。Ogaji 使用线性气路分析和非线性气路分析方法在双轴发动机上进行了故障诊断工作, 对所有 30 个案例的实验结果表明, 非线性模型的故障估计精度是线性模型的 2.5 ~ 37 倍^[26]。Li 等人开发了一种基于单轴涡喷的自适应气路分析方法, 方法使用 9 个发动机测量参数估计 5 个发动机性能参数, 能够准确、快速地估计退化的发动机性能, 并预测存在测量噪声时发动机主要气路部件的退化情况^[27]。

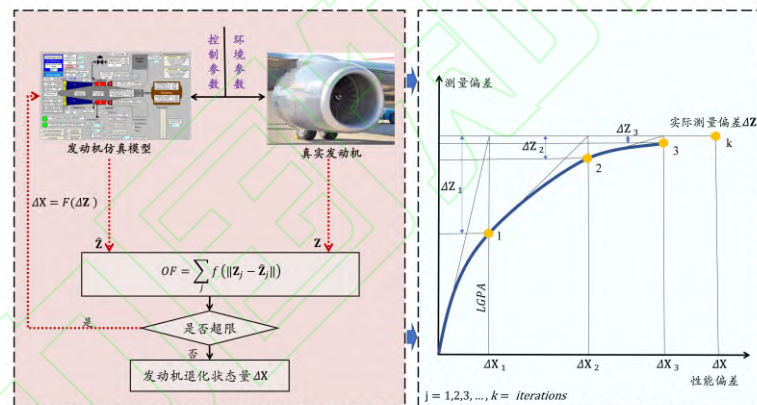


图3 基于迭代非线性气路分析方法示意图

Fig. 3 Schematic diagram of nonlinear gas path analysis method based on iterative method

加权最小二乘法便于在存在传感器误差的情况下进行发动机的状态估计, 该方法已经广泛用于发动机故障诊断领域, 有助于提高诊断精度、减少传感器的诊断误差。最小二乘法拟合使用参数模型将实际测量参数和预测测量参数的加权平方偏差最小化, 同时该方法也考虑到实际测量参数的不确定性^[28]。GE 的 TEMPER 系统加权最小二乘法方法进行发动机的气路故障诊断^[29]。Doel 等人最小加权二乘算法同时预估发动机的硬件状态和检测传感器的错误^[30]。

基于卡尔曼滤波器的故障诊断算法是基于模型的发动机故障诊断算法的一种, 由于其在高斯白噪声环境中对系统进行状态估计的最优

方法, 并且易于实现, 在发动机气路故障诊断领域广泛应用^[31-33]。基于卡尔曼滤波的发动机实时自适应模型通过接收发动机的测量参数并产生连续的性能参数估计, 而后使用性能参数校正发动机性能基线模型, 最终性能基线模型产生连续的测量参数估计值。Lambert 对线性卡尔曼滤波方法进行了总结, 并将其用在 F100-PW-100 型涡扇发动机之上^[34]。Volponi 和 Brotherton 等人利用线性卡尔曼滤波结合发动机线性模型, 设计了机载自适应模型架构 (enhanced self-tuning on-board real-time engine model, ESTORM), 通过将卡尔曼滤波和系统状态模型 (state variable model, SVM) 耦合, 使用估计的方法实现发动

机性能参数的估计, 并使用神经网络预训练, 提高自适应模型的计算速度和精度^[35]。Simon 等人利用不等式约束结合卡尔曼滤波的方法, 充分利用发动机传感器采集到的信息, 提高了系统诊断精度^[36]。郭迎清等人将分段线性模型和卡尔曼滤波结合, 有效地跟踪不同故障模式下的发动机

实时性能^[37]。鲁峰和刘晓峰等人使用扩展卡尔曼滤波 (extend Kalman filter, EKF) 算法对发动机进行故障诊断, 并考虑不确定性对诊断系统的影响^[38,39]。表 1 是多种基于模型的发动机气路诊断方法对比。

表1 基于模型发动机气路诊断方法的对比

Table 1 A comparison of comparison of model-based engine gas path diagnostics

方法	优势	不足
线性气路分析法	诊断速度快, 适用小偏差故障	精确的ICM构建难度大; 没有考虑噪声和误差的影响
非线性气路分析法	诊断速度快, 相较于线性GPA的诊断精度高	精确的ICM构建难度大; 没有考虑噪声和误差的影响
加权最小二乘法	对含噪声和误差小偏差的诊断效果较好	每个发动机或测试单元都需要一个单独的基线值
卡尔曼滤波法	诊断速度快, 适用于线性问题的故障诊断	非线性问题的诊断精度较差; KF更倾向于将故障发生的原因归结于多个部件。
粒子滤波法	粒子滤波技术在非线性、非高斯系统中的应用具有优越性	算法复杂度高, 计算速度较慢

无痕卡尔曼滤 (unscented Kalman filter, UKF) 是另一种常见的非线性滤波方法, 核心思想是采用 Unscented 变换, 对非线性系统状态的后验均值和协方差近似^[40], 无迹卡尔曼滤波的优点在于它可以处理非线性系统, 并且不需要对非线性函数进行线性化。Dewalle^[41]使用基于 UKF 结合双卡尔曼滤波器的性能监测与故障诊断方法, 增强了系统的鲁棒性。Simon^[42]对比研究了线性卡尔曼滤波器 (linear Kalman filter, LKF)、EKF 和 UKF 对非线性发动机系统的估计效果, 结果表明使用 EKF 和 UKF 的故障诊断精度要大于 LKF, 其中使用 UKF 的故障诊断精度最好, 但计算量相对较大。Pourbabaee 等人^[43]开发了基于混合卡尔曼滤波器的故障诊断方法, 并通过和线性卡尔曼滤波器 LKF、EKF、UKF 和多模型混合卡尔曼滤波 (multiple hybrid Kalman filters, MHKM) 对比证明了模型诊断速度快、虚警率低和鲁棒性高等优点。粒子滤波技术 (particle filter, PF) 是通过序贯重要性采样结合贝叶斯理论构建的一种可以应用于非线性、非高斯问题的滤波算法^[44], 现已成为发动机气路故障诊断中的常用方法。Wang 等人^[45]使用正则化粒子滤波器 (regularized particle filtering, RPF) 建立系统状态参数估计的框架, 实现涡喷发动机

实时故障检测和退化预测方案。黄金泉等人^[46]提出了基于自适应量子滤波、量子行为粒子群 (quantum-behaved particle swarm optimization, QPSO) 粒子滤波等多种改进滤波算法的航空发动机气路故障诊断方法。Chen 等人^[47]提出了一种基于时序的发动机瞬态气路故障诊断方法。

1.2 航空发动机建模方法

获取发动机运行数据是进行故障诊断的前提, 发动机模拟数据是发动机故障诊断中重要的数据来源。基于理论方法发动机建模技术根据发动机工作中时的气动热力学关系, 使用数学关系式表示发动机各个部件, 并通过求解共同工作方程组得到发动机的工作参数。从上个世纪开始, 许多研究机构都在进行航空发动机仿真软件的开发, 其中典型的发动机建模软件包括: 荷兰国家航空实验室开发的航空发动机仿真软件 GSP 和基于 MATLAB/Simulink 环境开发的 TERTS; 德国 MTU aeroengine 公司开发的软件 Gasturb; NASA 基于 MATLAB/Simulink 环境开发的发动机热力学建模工具箱 TMATS。我国自上个世纪以来也开展了发动机建模及其仿真技术研究, 在发动机稳态建模、发动机动态建模和发动机自适应建模等领域开展了相关工作, 并在不同型号上进行了相关应用^[48-50]。

准确的发动机模型对于性能监测和故障诊断尤为重要,而发动机模型的准确性主要取决于发动机部件的特性图。通过部件特性图可以实现发动机转速、流量系数、压比和绝热效率的匹配,这也是发动机建模的主要目标。

其中缩放法是实现发动机特性图匹配的常用技术,缩放法通过特性图缩放实现模型的修正,即用参考发动机的部件特性数据乘以一个特定的缩放因子。基于缩放法的特性图匹配技术方法过程简单,只需要设计点的参数和同类型的发动机特性图。缩放法适合应用于相同型号的发动机特性图匹配,匹配精度往往随着参考发动机和实际发动机之间差异的增大而增大。Stamatis 等人通过优化算法,得到最优的发动机缩放因子^[51]; Kong 等人提出一种使用系统辨识的方法对发动机特性图进行匹配^[52],而后 Changduk 和 Kong 等人提出使用发动机实验数据结合遗传算法生成发动机特性图^[53]。Li 等人基于线性缩放方法,提出了一种基于非线性缩放的发动机特性图修正方法^[54]。陈毓智等人提出了一种基于序列模型的发动机故障诊断方法,通过对不同部件特性图按照特定次序进行缩放匹配,从而实现了模型的自适应过程^[55]。基于回归分析的特性图拟合方法,是通过构建发动机关键参数的关系式来实现发动机性能匹配技术,通过性能自适应对表征部件特性曲线的数学模型进行调整。回归分析法和缩放法类似,同样需要参考特性图,而后通过构建方程进行参数拟合。Tsoutsanis 等人提

出了一种使用椭圆方程来控制具有七个系数的压气机特性图的方法^[56]。由于回归方法同样对于参考特性图有较高的依赖性,对于不同的部件性能需要生成不同的模型, Mist é G 等人提出一种在多个实验点的邻域内进行特性图修正的通用方法^[57]。Yang 等人使用多目标优化方法开发了一种基于有限信息特性图生成技术^[58]。除了上述修正方法还可以通过数值计算的方法构建发动机特性图。级叠加法是典型数值计算方法,级叠加法通过求解气动参数计算发动机特性图^[59]。Lee 等人使用级叠加法开发了一个针对多种航空发动机的通用性能预测程序^[60]。除了级叠加外,数值计算法还有基元叶片法^[61]、统计法^[62]、和 CFD (计算流体力学) 计算法等。

1.3 基于数据驱动的故障诊断方法

基于数据驱动的气路故障诊断故障方法是通过寻找历史数据与特定故障特征之间关系,并利用这些特征进行故障隔离、诊断和预测。基于数据驱动的气路故障诊断方法不需要的物理模型,仅仅通过对航后数据、维修数据和测试数据的分析进行诊断,对于无法获得其准确机理的案例,同样能对其进行故障隔离、诊断和预测。由于数据驱动方法在处理非线性问题的独特优势,在发动机气路故障诊断领域广泛应用。数据驱动的气路故障诊断方法主要包括人工神经网络、支持向量机、模糊逻辑方法和专家系统等方法^[63]。表 2 展示了不同数据驱动方法的对比。

表2 数据驱动方法的对比

Table 2 A comparison of data-driven approaches

方法	优势	不足
人工神经网络	计算速度快; 泛化能力强	“黑匣子”工作模式, 诊断结果可解释性差
支持向量机	计算速度快; 计算的复杂性取决于支持向量的数目, 而不是样本空间的维数, 避免了“维数灾难”	随着系统非线性的程度增加, 超平面的构建逐渐复杂
专家系统	允许经验和语言形式的知识参与到故障诊断中	专家知识决定诊断精度, 专家知识获取困难; 泛化能力差
模糊逻辑	计算速度快, 模型精度取决于指定规则的精度	泛化能力差

基于人工神经网络 (artificial neural network, ANN) 的气路故障诊断方法是一种典型非线性方法,该方法通过神经网络的模式识别能力实现发动机气路故障检测、定位和分类^[64]。Joly 等人^[65]使用真实数据对军用涡扇发动机进行的单故障模式和多故障模式的退化进行的验证。

Fentaye 等人^[66]使用嵌套人工神经网络对气路退化参数进行监测,并使用多个故障模式进行了验证。Ghorbanian 等人^[67]使用 ANN 对压气机特性图进行预测和拟合。Tahan 等人^[68]采用多 ANN 模型对某双轴燃机轮机进行了故障诊断应用。Talebi 等人^[69]使用 ANN 对微型发动机进行了设

计点和非设计点的故障诊断和隔离工作。1 支持向量机 (support vector machine, SVM) 是一种针对有限样本情况下的学习方法, 适合于小样本情况的故障诊断这类实际问题的解决^[70,71]。Zhou 等人^[72]采用了 SVM 来诊断航空发动机的退化情况。分别研究了样本数、核函数和监测参数对诊断精度的影响。虽然 SVM 在航空发动机故障诊断领域广泛应用, 但对进一步推广仍需解决算法对参数和核函数选择敏感、对大规模训练样本难以实施、解决多分类问题困难等问题。

基于专家系统的故障诊断方法通过计算机程序利用知识库中的规则, 结合实时或存储的数据, 自动推理并输出诊断结果。Vivian 等人^[73]使用基于知识的专家诊断系统对 T56 型涡桨发动机进行了故障诊断。Nan 等人^[74]提出了一种基于知识的故障诊断方法, 它利用专家和操作人员的知识以及各种传感器的实时数据, 并运用模糊逻辑根据获得的信息和知识进行故障诊断。Yu 等人^[75]开发了 SumTime-Turbine 系统, 系统通过基于模式识别、基于知识的时间抽象方法和自然语言处理技术, 帮助专家理解无法在单一图形显示中直观呈现的大型数据集。专家系统现已广泛应用于发动机故障诊断中, 但知识的获取、自适应能力、学习能力和实时性方面的欠缺也限制着基于专家系统故障诊断的研发。

模糊逻辑 (fuzzy logic, FL) 是输入特征向量到标量输出的非线性映射, 模糊逻辑系统可以表示为模糊基函数的线性组合, 是一种通用函数逼近器^[76]。一个典型多输入单输出的模糊逻辑系统由以下四个部分组成: 规则器、模糊化器、推理机和反模糊化器。在航空发动机诊断中, FL 系统以测量参数变化作为输入, 以计算性能参数变化作为输出。早在 1997 年 Fuster 就使用模糊逻辑对发动机进行故障诊断^[77]。Demirci 等人利用专家知识构建了基于模糊逻辑的发动机自动健康监测系统^[78]。Ganguli 利用模糊逻辑解决发动机气路监测中参数测量值的不确定性^[79]。Marinai 利用基于模糊逻辑的故障诊断方法对罗罗公司 Trant 800 型发动机进行了故障诊断, 考虑传感器的误差对部件的单个故障和多个故障进行故障隔离^[80]。Montazeri-Gh 和 Yazdani 于 2020 年开发了基于二型模糊逻辑的故障诊断系统, 并和多种故障故障隔离方法做对比验证了其优越性^[81]。MA 等人提出基于一阶

(Takagi-Sugeno-Kang, TSK) 模糊逻辑模型的发动机性能故障监测和隔离方法并在大偏差故障案例下验证了模型的可靠性^[82]。

1.4 基于混合驱动的气路故障诊断

随着发动机气路故障诊断技术的不断发展, 通过单一的故障诊断方法往往很难达到现代发动机故障诊断系统的要求。使用多个故障诊断方法进行融合诊断, 能够结合模型驱动和数据驱动的优势, 提高诊断的全面性、准确性和适应性, 从而更有效地应对复杂和多变的故障情况^[83]。

基于模型的故障诊断方法随着模型的复杂度增加, 建模精度往往不能得到保证, 而基于数据驱动的故障诊断方法往往面临着模型的可解释性差, 故障数据不足等缺点。NASA、普惠和 IAC 联合提出了加强型机载实时自适应模型 (enhanced self-tuning on-board real-time model, ESTORM) 并在 PW6000 上进行了实验验证^[35]。模型通过将发动机模型和神经网络结合, 利用神经网络生成发动机测量数据的估计值, 减小发动机真实测量值与模型输出值之间的偏差, 提高模型数据与发动机真实数据的匹配度。Fentaye 使用 SVM 和 ANN 结合的发动机健康监测方法, 使用 SVM 进行分类, 使用 ANN 进行定量诊断^[84]。Huang 等人^[85]使用两个深度玻尔兹曼机 (deep Boltzmann machines, DBMs) 提取并融合发动机传感器参数和非线性模型的特征。Liao 等人^[86]提出了一种基于特征滤波和映射的混合诊断算法以减少发动机因退化导致的虚警状况。Cheng 等人^[87]使用图卷积神经网络和物理先验知识进行发动机气路故障诊断。Zhang 等人^[88]使用数据驱动和模型方法混合, 使用数据驱动方法去调节模型参数并实现更精确的发动机性能自适应。

随着人工智能技术的发展, 很多学者开发了混合不同机器学习方法的故障诊断技术, 可以克服单一方法的局限性。Zedda^[89]将遗传算法 (genetic algorithm, GA) 应用于发动机故障诊断。Sampath 等人研究了基于遗传算法的发动机气路故障诊断方法^[90], 图 4 为基于遗传算法的发动机自适应模型原理, 该方法将发动机模型匹配问题看作基于发动机数学模型数据和发动机真实运行数据的优化问题。Gatto 和 Li 等人开发了基于遗传算法缩放压气机特性图的技术, 技术通过遗传算法寻求最佳的缩放因子, 得到更精确

的发动机模拟数据^[91,92]；而后 Li 提出一种基于性能自适应的非线性多点遗传算法，该方法使用非线性缩放因子进行在宽范围下实现了发动机性能自适应^[93]。Kong 等人比较了非线性 GPA 和基于遗传算法方法的故障诊断效果，他们在双轴涡扇发动机故障诊断上进行验证，结果发现当考虑到传感器噪声和偏差时，基于遗传算法的模型故障诊断效果优于非线性气路分析^[94]。Kobayashi 等人构建了基于神经网络-遗传算法的发动机性能诊断方法，该方法利用神经网络进行故障隔离，利用遗传算法进行传感器故障评估^[95]。Palade 等人^[96]研究了神经网络模糊逻辑技术在故障检测与隔离中的应用。神经网络-模糊体系结构是模糊逻辑和神经网络算法的集成，其核心是利用神经网络的学习能力和模糊系统的人类知识表示能力，该方法基于神经网络-模糊逻辑的模糊模型的学习和自适应方法用于残差生成，使用神经网络-模糊逻辑分类器对 Mamdani 模型进行残差评估。Wang 等人^[97]提出了一种基于梯度直方图分布和光梯度增强机的传感器故障诊断方法。Dev 等人^[98]使用图论及其混合方法进行发动机发电设备性能评估。

为提高基于数据驱动方法应用时的泛化性，迁移学习方法也逐渐应用于发动机气路故障诊断领域。迁移学习是利用一个领域或任务上学到的知识来改善另一个相关但不同的领域或任务上的学习效果的机器学习方法。迁移学习方法能够利用已有的数据和模型知识，有效提升新环境下故障诊断的准确性和效率，成为当前的研究热点之一。Irani 等人^[99]提出了一种基于深度神经网络的迁移学习框架，有助于实现多种故障模式的隔离。Zhong 等人^[100]使用迁移学习方法将训

练好的 CNN 模型应用于少量故障数据的样本中。Tang 等人^[101]将迁移学习和基于数据驱动的气路分析结合，提高了发动机全寿命周期下的诊断精度。Yang 等人^[102]使用迁移学习方法对不同发动机数据模型进行微调，以实现机器学习方法在不同发动机上的应用。Li 等人^[103]提出一种基于迁移学习的极限学习机来对齐发动机测量数据的分布差异，以提高发动机诊断算法在应用时的泛化性。Zhao 等人^[104]使用基于极限学习机的迁移方法，以减少故障数据不足对诊断结果的不利影响，并对比了不同迁移学习方法对于涡轴发动机气路故障诊断精度的影响^[105]。

面对诊断方法复杂程度不同、故障种类不同，评价故障诊断性能指标不同，如何对比不同算法的优劣，为候选发动机选择最合适的故障诊断方法，是发动机故障诊断中面临的重要问题。工业界常用以下三种方式去评价故障诊断算法的优劣，其中包括：基于性能指标、基于方法比较和基于基准故障案例的故障诊断验证技术^[106]。

1.5 航空发动机气路传感器故障诊断

由于航空发动机常年工作在恶劣环境中，传感器经常发生故障，例如短路故障和漂移故障等等。所以有必要及时判断故障是由发动机性能退化引起的故障还是由传感器退化引起的。基于模型方法的传感器故障诊断技术是利用并联的自适应模型组进行诊断，每个模型对应一个传感器，当某一个传感器发生故障时，只有一个模型能进行正常的发动机监测而其他的所有模型均出现异常，则将能输出正确结果的模型对应的传感器判定为故障的传感器，其原理如图 5 所示。

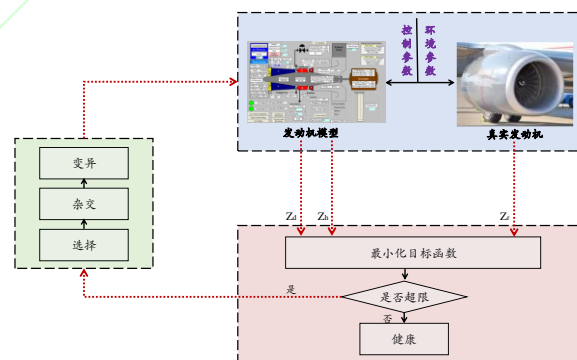


图4 基于遗传算法的发动机性能匹配技术

Fig.4 Engine performance adaption method based on genetic algorithm^[90]

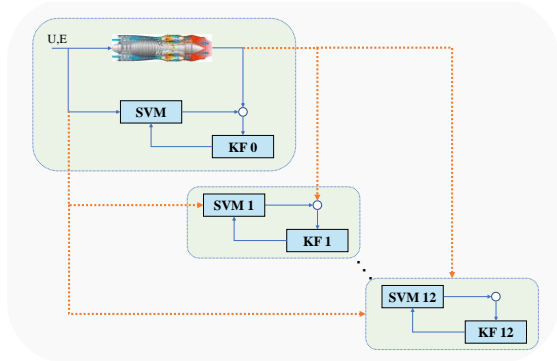


图 5 基于多模型的传感器故障诊断架构

Fig.5 The multi-model-based sensor fault diagnostics

Kobayashi 等人使用并联卡尔曼滤波器实现发动机气路状态监测、传感器故障诊断和作动器故障诊断^[107,108]。Wei 等人^[109]采用鲁棒卡尔曼滤波，以更好的区分发动机传感器和执行器的故障。He 等人^[110]提出了一种基于 H_∞ 滤波器组的燃气涡轮发动机传感器诊断方法，同时考虑了在飞机机载计算机上运行的实时性和抗干扰性要求。Jayaram 等人^[111]提出了一种基于协方差矩阵计算的 EKF 方法进行了传感器故障诊断。Liang 等人^[112]使用非线性自适应模型组进行了传感器故障诊断。Pourbabae 等人^[113,114]提出一种基于贝叶斯差值的多混合自适应模型方法进行发动机传感器故障诊断。Lu 等人^[115]使用双非线性自适应模型的方法，通过调整发动机基线以实现长期的发动机传感器故障诊断。Chang 等人^[116]基于滑膜观测器的发动机性能退化监测和传感器故障诊断。Liu 等人^[117]将非线性模型和线性模型混合更简洁地实现了发动机气路状态监测和发动机传感器故障诊断。Kuznetsova 等人^[118]为线性自适应机载发动机模型开发了输入测量参数的验证算法。Lu 等人^[119]介绍了一种分布式 EKF 方法架构，并结合传感器融合的不确定性估计发动机健康状态的变化。Yuan 等人^[120]使用混合方法进行了航空发动机传感器和控制器的故障诊断，该方法通过将混合故障观测器（hybrid fault observers, HFO）和一个非线性容错估计（nonlinear fault-tolerance estimator, NFTE）融合，并通过两个诊断方法的切换来实现更精确的故障诊断。Yan 等人^[121]使用无痕卡尔曼滤波器组

来实现航空发动机气路传感器的故障诊断。Sun 等人^[122]考虑了多元不确定性环境下的航空发动机传感器故障诊断，使用超椭圆卡尔曼滤波器组进行故障诊断和隔离。近年来，数字孪生技术在航空发动机传感器故障诊断方法逐渐应用。Liu^[123]提出了一种结合选择性集成学习、孪生卷积神经网络和贝叶斯区间估计的发动机传感器故障诊断方法。Cruz-Manzo^[124]开发了一种传感器故障诊断系统，该系统集成在工业燃气轮机的数字孪生技术中，能够检测、隔离和补偿传感器故障，通过虚拟测量与实际测量的差异来判定传感器故障。Yao^[125]提出了一种基于 2D 小波变换和生成对抗网络的发动机故障诊断方法，通过 2D 小波变换提取多时间序列图像的故障特征，并使用深度卷积 GAN 模型解决稀疏或不平衡数据集问题，有效提高了模型的分类精度和诊断性能。Yang^[126]提出了一种基于时间序列先验知识的多变量故障信号重构方法，通过改进时间序列表示并结合空间和时间信息，能够高精度重构几乎所有传感器故障信号。

2 航空发动机气路参数预测

发动机气路性能参数预测作为 EHM 技术中的重要组成部分，对于实现视情维修、降低发动机运营成本有重要的意义。而发动机制造商设计、制造、控制以及工作环境的不确定性造成了气路性能参数预测困难。图 6 介绍了常用的预测方法的层次结构，考虑到发动机模型等信息发动机气路参数预测通常具有更高的准确度，而仅基于当前状态和测量参数的预测方法虽然其预测精度相对较低，但由于其不依赖于发动机模型数据等前期故障诊断结果，使其有更低的成本和更广的应用范围。通常发动机气路性能参数预测的方法可以分为基于模型驱动的方法和基于数据驱动的方法两类。基于模型的发动机气路性能预测和上述基于模型的故障诊断类似，通常包含发动机数学或者物理模型，而基于数据的发动机性能预测仅仅依赖发动机航后数据或故障数据就可以进行发动机气路参数预测工作。

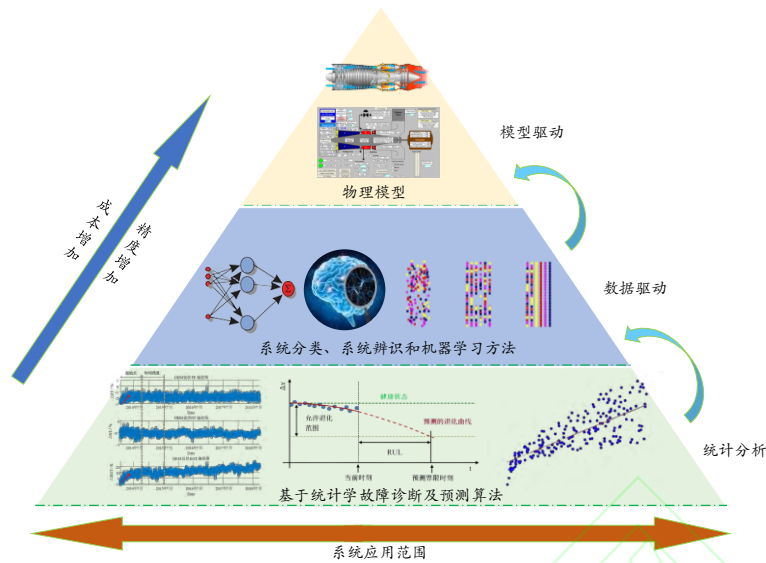


图6 气路参数预测层次结构

Fig.6 Prediction hierarchy of air path parameters

基于统计分析的发动机气路预测方法是最早应用于发动机气路性能预测领域的驱动方法之一。Si 等人对基于统计方法进行剩余使用寿命估计的研究工作进行了总结^[127]。其中，回归分析是一种基于统计学分析的工具，使用回归分析可以进行预测并提供数据的解释，线性回归和二次是回归分析中两种常见的分析方法^[128]。Li 等人开发了一个结合线性回归分析和二次回归分析的综合趋势预测方法来预测航空发动机的剩余使用寿命，该方法使用“兼容性检查”来确定线性回归和二次回归之间的转折点，从而进行最优的拟合^[129]。Zaidan 提出一种基于贝叶斯分层模型的方法，对民用航空发动机的剩余使用寿命进行概率估计^[130]。Zhou 提出了一种结合历史故障数据和运行监测数据的剩余使用寿命预测方法^[131]。近年来，使用人工智能算法对发动机气路参数的预测成为当下的研究热点问题。Kiakojoori 使用动态神经网络预测航空发动机退化状况^[132]。由于航空发动机非线性和高度复杂的特点，为对发动机进行中/长期的预测工作，Muneer 使用基于注意力技术的深度卷积网络架构进行发动机剩余寿命估计^[133]。Li 提出了一种基于最小二乘支持向量机的预测方法，利用传感器数据估计涡轮发动机的剩余寿命估计^[134]。Zhang 基于多目标深度置信网络的方法估计发动机的剩余寿命^[135]。Huang 等人^[136]提出基于双向长短期记忆网络的发动机性能预测方法，

该方法可以将多种传感数据和操作数据融合并进行并对发动机进行剩余寿命预测。基于模型的发动机气路性能预测方法，通常是在使用基于模型气路诊断方法诊断结果的基础上进行的。Tsoutsanis 等人开发了一种基于性能的航空发动机预测方法，在 MATLAB/Simulink 平台对航空发动机模型进行自适应，而后使用不同的数学方法对诊断结果进行拟合，进而进行发动机性能预测^[137]。Daroogheh 提出了一种使用粒子滤波器进行长期性能预测的新方法^[138]。目前越来越多的混合方法用于发动机性能预测中，Daroogheh 等人提出一种粒子滤波法和人工神经网络法结合的发动机性能预测方法^[139]。Zhou 提出了一种基于 Markov 过程和灰色事件分析的灰色预测模型，并在航空发动机压气机积垢案例中验证^[140]。

3. 发展趋势和面临的挑战

发动机健康管理在降低维修成本和提高安全性、可靠性和成本节省中所起的作用愈来愈明显。空客 A380 装配的 Trent900 上集成有发动机监控单元可服务于 EHM^[141]，波音 B787 装配的 GEnx 拥有最新的第三代 FADEC，用于控制系统的传感器同时也可服务 EHM。EHM 系统正朝着全局监测、综合管理、高度集成的方向发展。

（1）发动机数据融合诊断技术

EHM 系统采集的数据量十分庞大，其中

包括传感器数据、发动机维修数据和专家知识等等,通过数据融合和大数据分析挖掘隐含的知识实现发动机故障或失效的高可靠性诊断是当前的研究热点。通常使用单一方法采集到的数据不能反应部件的真实损伤和退化状况,真实的退化状况往往以多种形式存在于测量参数中,而实现不同功能区的数据融合有助于更精确地对故障进行隔离、诊断,甚至预测故障。

(2) 传感器的集成化、微型化和智能化发展

发动机是一个高度复杂的系统,其高温、高压、高转速、高空间利用率的特点对传感器设计和安装提出了苛刻要求,不仅要求耐高温、高可靠性,而且要求与发动机内部空间相容。因此,发动机传感器发展趋势一是利用微加工和微制造技术将微纳尺度智能材料(如碳纳米管、石墨烯)无缝集成于发动机组件或部件上,实现传感器微型化集成,如 NASA Glenn 研究中心提出了一种纳米传感器^[142];二是多传感器集成封装化,减少传感器的尺寸和重量,提高复杂苛刻环境的适应性,例如美国空军研究实验室开发的可同时监测压力和温度的分布式自适应的发动机控制与健康监测系统^[143];三是传感器智能化,通过特定设计与诊断算法和发动机模型有机结合,形成类似于人体神经网络的可感知可思考的智能单元,如美国 Sporian Microsystems Inc 正在为美国 NASA Glenn 研究中心开发高温智能 P3(压缩机出口压力)传感器^[144]。

(3) 航空发动机多故障模式诊断

当前发动机故障诊断算法大多针对单一气路故障。发动机气路故障众多,其中传感器故障,作动器故障都会影响发动机气路测量参数。所以有必要发展基于多故障模式并发的气路故障诊断方法,以实现更精确故障定位,减少过修或欠修现象。

(4) 航空发动机气路动态性能诊断

实际发动机运行过程大多为非稳态过程。发动机动态过程建模精度差,进而导致故障诊断精度差。因此有必要发展发动机气路性能动态模型,进而增强发动机气路诊断系统在发动机瞬态时的诊断精度。

(5) 数据模型的迁移应用

当前基于数据驱动的方法在发动机气性

能监测、故障诊断以及性能预测中广泛应用,但大多处于理论研究阶段。在实际工程应用中,面临发动机个体之间的差异大,发动机数据集分布不均匀的情况,这导致发动机故障诊断及预测精度下降,泛化性不好。使用泛化性更高的模型,或者发展迁移学习等方法有助于数据模型在发动机健康管理中的工程应用。

4. 结束语

得益于现代传感技术、诊断算法和预测模型的进步,基于气路的航空发动机健康管理技术正逐渐成熟,并在提高飞行可靠性、安全性和经济性方面发挥着重要作用。本研究首先总结了气路故障诊断方法,并按照模型驱动、数据驱动和混合驱动三类进行了系统分析,探讨了各类方法的优劣。此外,本文介绍了基于数模混合驱动和迁移学习技术在气路故障诊断中的应用及其在提升诊断精度和泛化性方面的贡献。最后,本文总结了基于气路的发动机健康管理技术的发展趋势,强调了技术集成和跨学科研究的重要性。

参考文献

- [1] ULIZAR I, AZKOITIA I, MINGUEZ B. Aircraft engine advanced health management: The Power of the Foresee[C]// Proc. of the 8th European Workshop on Structural Health Monitoring. Bilbao, 2016.
- [2] MARTIJN VAN. Gas Path analysis on the GENx-1B at KLM engine services[D]. Delft: Delft University of Technology, 2018.
- [3] 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.
- [4] 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.
- [5] 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.

- [6] YILDIRIM M T, KURT B. Aircraft gas turbine engine health monitoring system by real flight data[J]. *International Journal of Aerospace Engineering*, 2018, 2018: 9570873.
- [7] RATH N, MISHRA R K, KUSHARI A. Aero Engine Health Monitoring, Diagnostics and prognostics for condition-based maintenance: an overview[J]. *International Journal of Turbo & Jet-Engines*, 2022, 40(1): 279-292.
- [8] 黄金泉, 王启航, 鲁峰. 航空发动机气路故障诊断研究现状与展望[J]. *南京航空航天大学学报*, 2020, 52(4): 507-522.
- HUANG J Q, WANG Q H, LU F. Research status and prospect of gas path fault diagnosis for aeroengine[J]. *Journal of Nanjing University of Aeronautics & Astronautics*, 2020, 52(4): 507-522.
- [9] 曹明, 黄金泉, 周健, 等. 民用航空发动机故障诊断与健康现状, 挑战与机遇: 气路, 机械和 FADEC 系统故障诊断与预测[J]. *航空学报* 43(9): 625573.
- CAO M, HUANG J Q, ZHOU J, et al. Current status, challenges and opportunities of civil aeroengine diagnostics & health management: Diagnosis and prognosis of engine gas path, mechanical and FADEC [J]. *Acta Aeronautica et Astronautica Sinica*, 2022, 43(9): 625573.
- [10] 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 S, WANG R Q, CHEN Z Y, et al. Survey on aircraft engine health management[J]. *Gas turbine test and research*, 2009, 22(1): 51-58.
- [11] 张传超, 史永胜, 宋云雪. 航空发动机健康管理技术进展及趋势[J]. *航空发动机*, 2008, 34(4): 51-55.
- ZHANG C, SHI Y, SONG Y. Development and trend of health management technology for aeroengine[J]. *Aeroengine*, 2008, 34(4): 51-55.
- [12] 宋辉, 李晓明, 宋文波. 航空发动机健康评估技术综述[J]. *航空发动机*, 2011, 21(2): 57-62.
- SONG H, LI X M, SONG W B. Review on Aeroengine health assessment technology[J]. *Aeroengine*, 2011, 21(2): 57-62.
- [13] 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.
- LI YH, WEI XK. Intelligent diagnosis, modeling and prediction methods of aeroengine[M]. Beijing: Science Press, 2013.
- [14] 曹明, 王鹏, 左洪福, 等. 民用航空发动机故障诊断与健康: 现状、挑战与机遇-地面综合诊断、寿命管理和智能维护维修决策[J]. *航空学报* 2022, 43(9): 42-81.
- CAO M, WANG P, ZUO H F, et al. Current status, challenges and opportunities of civil aeroengine diagnostics & health management II: Comprehensive off-board diagnosis, life management and intelligent condition-based MRO[J]. *Acta Aeronautica et Astronautica Sinica*, 2022, 43(9): 625574.
- [15] HUNTER G W, BEHBAHANI A. A brief review of the need for robust smart wireless sensor systems for future propulsion systems, distributed engine controls, and propulsion health management [C]// Proc. of the International Instrumentation Symposium, 2012.
- [16] GARG S, SIMON D L. Challenges in aircraft engine control and gas path health management [C]// Proc. of the 2012 ASME Turbo Expo, 2012.
- [17] URBAN LA. Gas path analysis applied to turbine engine condition monitoring [J]. *Journal of Aircraft*, 1973, 10(7): 400-406.
- [18] URBAN LA, VOLPONI A J. Mathematical methods of relative engine performance diagnostics[J]. *SAE Transactions*, 1992: 2025-2050.
- [19] SMETANA F, FO S. Turbojet Engine Gas Path Analysis-A Review[C]//Proc. of the Advisory Group for Aerospace Research and Development Conference, 1975.
- [20] 鲁峰, 黄金泉, 吕怡秋, 等. 基于非线性自适应滤波的发动机气路部件健康诊断方法 [J]. *航空学报*, 2013, 34(11): 2529-2538.
- LU F, HUANG J Q, LYU Y Q, et al. Health diagnosis method of engine gas path components based on nonlinear adaptive filtering[J]. *Acta Aeronautica et Astronautica Sinica*, 2013, 34(11): 2529-2538.
- [21] JASMANI M, LI Y, ARIFFIN Z. Measurement selections for multicomponent gas path diagnostics using analytical approach and measurement subset concept[J]. *Journal of Engineering for Gas Turbines and Power*, 2011, 133(11): 111701.
- [22] GULATI A, ZEDDA M, SINGH R. Gas

- turbine engine and sensor multiple operating point analysis using optimization techniques[C]// Proc. of the 36th AIAA/ASME/SAE/ASEE Joint Propulsion Conference and Exhibit, 2000.
- [23] ARETAKIS N, MATHIOUDAKIS K, STAMATIS A. Nonlinear engine component fault diagnosis from a limited number of measurements using a combinatorial approach[J]. *Journal of Engineering for Gas Turbines and Power*, 2003, 125(3): 642-650.
- [24] KAMBOUKOS P, MATHIOUDAKIS K. Multipoint non-linear method for enhanced component and sensor malfunction diagnosis [C]// Proc. of the Turbo Expo: Power for Land, Sea, and Air, 2006.
- [25] ESCHER P, SINGH R. An object-oriented diagnostics computer program suitable for industrial gas turbines[C]// Proc. of the United 21st International Congress on Combustion Engines (CIMAC), 1995.
- [26] OGAI S, SAMPATH S, SINGH R, et al. Parameter selection for diagnosing a gas-turbine's performance-deterioration[J]. *Applied Energy*, 2002, 73(1): 25-46.
- [27] Li YG. Gas turbine performance and health status estimation using adaptive gas path analysis[J]. *Journal of Engineering for Gas Turbines and Power*, 2010, 132(4): 041701.
- [28] KAMUNGE D. A non-linear weighted least squares gas turbine diagnostic approach and multi-fuel performance simulation[D]. Cranfield: Cranfield University, 2011.
- [29] DOEL D. Temper - a gas-path analysis tool for commercial jet engines[J]. *Journal of Engineering for Gas Turbines and Power*, 1994, 116(1): 82-89.
- [30] DOEL D. Interpretation of weighted-least-squares gas path analysis results[J]. *Journal of Engineering for Gas Turbines and Power*, 2003, 125(3): 624-633.
- [31] BORGUET S, LEONARD O. Comparison of Adaptive Filters for Gas Turbine Performance Monitoring[J]. *Journal of Computational and Applied Mathematics*, 2010, 234(7): 2202-2212.
- [32] LUPPOLD R, ROMAN J, GALLOPS G, et al. Estimating In-Flight Engine Performance Variations Using Kalman Filter Concepts[C]// Proc. of the Joint Propulsion Conferences, 1989.
- [33] VOLPONI A J, DEPOLD H, GANGULI R, et al. The use of kalman filter and neural network methodologies in gas turbine performance diagnostics: a comparative study[J]. *Journal of Engineering for Gas Turbines and Power*, 2003, 125(4): 917.
- [34] LAMBERT, HEATHER H. A simulation study of turbofan engine deterioration estimation using Kalman filtering techniques[R]. Cleveland: NASA, 1991.
- [35] VOLPONI A, SIMON D L. Enhanced Self Tuning On-Board Real-Time Model (ESTORM) For Aircraft Engine Performance Health Tracking[R]. Cleveland: NASA, 2008.
- [36] SIMON D, SIMON D L. Kalman filtering with inequality constraints for turbofan engine health estimation[J]. *IEEE Proceedings-Control Theory and Applications*, 2006, 153(3): 371-378.
- [37] GUO Y, LU J, ZHANG S. Improved hybrid Kalman filter for in-flight aircraft engine performance estimation[C]// Proc. of the 48th AIAA/ASME/SAE/ASEE Joint Propulsion Conference, 2012.
- [38] 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.
- [39] LIU X, ZHU J, LUO C, et al. Aero-engine health degradation estimation based on an underdetermined extended Kalman filter and convergence proof[J]. *ISA transactions*, 2022, 125: 528-538.
- [40] 王小旭, 梁彦, 潘泉, 等. 带有色量测噪声的非线性系统 Unscented 卡尔曼滤波器[J]. *自动化学报*, 2012, 38(6): 986-998.
- WANG X, LIANG Y, PAN Q, et al. Unscented Kalman filter for nonlinear systems with colored measurement noise[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2012, 38(6): 986-998.
- [41] DEWALLEF P, LE ONARD O. On-Line Performance Monitoring and Engine Diagnostic Using Robust Kalman Filtering Techniques[C]// Proc. of the Turbo Expo: Power for Land, Sea, and Air, 2003.
- [42] SIMON D. A comparison of filtering approaches for aircraft engine health estimation[J]. *Aerospace Science and Technology*, 2008, 12(4): 276-284.
- [43] POURBABAE B, MESKIN N, KHORASANI K. Sensor fault detection, isolation, and identification using multiple-model-based hybrid Kalman filter for gas turbine engines[J]. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, 2015, 24(4): 1184-1200.
- [44] 袁慎芳, 张华, 邱雷, 等. 基于粒子滤波算法的疲劳裂纹扩展预测方法[J]. *航空*

- 学报, 2013, 34(12): 2740-2747.
- YUAN S F, ZHANG H, QIU L, et al. A fatigue crack growth prediction method based on particle filter. *Acta Aeronautica et Astronautica Sinica*, 2013, 34 (12): 2740-2747.
- [45] WANG P, GAO R X. Particle filtering-based system degradation prediction applied to jet engines[C]// Proc. of the Annual Conference of the PHM Society, 2014.
- [46] 黄金泉, 陈煜, 周浩文, 等. 基于 QPSO 粒子滤波的航空发动机突变故障诊断[J]. 南京航空航天大学学报, 2014, 46(4): 494-500.
- HUANG J Q, CHEN Y, ZHOU H W. QPSO Particle filter based abrupt fault diagnostics for gas turbine engine[J]. *Journal of Nanjing University of Aeronautics & Astronautics*, 2014, 46(4): 494-500.
- [47] Chen Y Z, Tsoutsanis E, Wang C, et al. A time-series turbfan engine successive fault diagnosis under both steady-state and dynamic conditions[J]. *Energy*, 2023, 263: 125848.
- [48] 黄开明, 黄金泉, 郭腊梅. 涡轴发动机全状态实时气动热力学数值模拟[J]. 航空发动机, 2006, 32(4): 26-30.
- HUANG K M, HUANG J Q, GUO L M. Realtime full-state aero thermodynamics simulation of turboshaft engine[J]. *Aeroengine*, 2006, 32(4): 26-30.
- [49] 姜涛, 王进, 李应红. 某型发动机动态特性仿真研究[J]. 空军工程大学学报 (自然科学版), 2001, 2(6): 15-18.
- JIANG T, WANG J, LI Y H. Simulation study on dynamic characteristics of a certain engine[J]. *Journal of Air Force Engineering University*, 2006, 32(4): 26-30.
- [50] 黄伟斌, 黄金泉. 航空发动机故障诊断的机载自适应模型 [J]. 航空动力学报, 2008, 23(3): 580-584.
- HUANG W B, HUANG J Q. On board self-tuning model for aero-engine fault diagnostics[J]. *Journal of Aerospace Power*, 2008, 23(3): 580-584.
- [51] STAMATIS A, MATHIOUDAKIS K, PAPAILIOU K D. Adaptive Simulation of Gas Turbine Performance[J]. *Gas Turbine Experiment and Research*, 2009, 22(1): 51-58.
- [52] 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.
- [53] KONG C, KHO S, KI J. Component map generation of a gas turbine using genetic algorithms[C]// Proc. of the Turbo Expo: Power for Land, Sea, and Air, 2004.
- [54] 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.
- [55] CHEN Y Z, ZHAO X D, XIANG H C, et al. A sequential model-based approach for gas turbine performance diagnostics[J]. *Energy*, 2021, 220: 119657.
- [56] 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]// Proc. of the Gas Turbine India Conference, 2012.
- [57] MISTÉ G, BENINI E. Turbojet engine performance tuning with a new map adaptation concept[J]. *Journal of Engineering for Gas Turbines and Power*, 2014, 136(7): 071202.
- [58] YANG Q, LI S, CAO Y. A new component map generation method for gas turbine adaptation performance simulation[J]. *Journal of Mechanical Science and Technology*, 2017, 31(4): 1947-1957.
- [59] 刘小方, 蒋磊, 司品顺, 等. 燃气轮机压气机特性曲线的拟合方法[J]. 舰船科学技术, 2012, 34(7): 61-63.
- LIU X F, JIANG L, SI P S, et al. Research on curve fitting method of compressor characteristic curve[J]. *Ship Science and Technology*, 2012, 34(7): 61-63.
- [60] BECKER R G, WOLTERS F, NAUROZ M, et al. Development of a gas turbine performance code and its application to preliminary engine design[C]// German Aerospace Congress, 2011.
- [61] 唐狄毅, 王永明. 计算压气机特性的基元叶片法[J]. 航空动力学报, 1993, 8(3): 217-220.
- TANG D Y, WANG Y M. Elementary blade method for calculating compressor characteristics[J]. *Journal of Aerospace Power*, 1993, 8(3): 217-220.
- [62] KIM J H, KIM T S. A new approach to generate turbine map data in the sub-idle operation regime of gas turbines[J]. *Energy*, 2019, 173: 772-784.
- [63] 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 Y, SONG J G, BAI J. 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.
- [64] JAW LC. Recent advancements in aircraft engine health management technologies and recommendations for the next step [C]// *Proc. of the turbo expo: power for land, sea, and air*, 2005.
- [65] JOLY RB, OGAJI SOT, 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.
- [66] FENTAYE AD, BAHETA AT, GILANI SIU. Gas Turbine gas-path fault identification using nested artificial neural networks [J]. *Aircraft Engineering and Aerospace Technology*, 2018, 90(6): 992-999.
- [67] GHORBANIAN K, GHOLAMREZAEI M. An artificial neural network approach to compressor performance prediction [J]. *Applied Energy*, 2009, 86(7): 1210-21.
- [68] TAHAN M, MUHAMMAD M, ABDUL KARIM ZA. A multi-nets ANN model for real-time performance-based automatic fault diagnosis of industrial gas turbine engines [J]. *Journal of The Brazilian Society of Mechanical Sciences and Engineering*, 2017, 39(7): 2865-76.
- [69] TALEBI S, MADADI A, TOUSI A M, et al. Micro gas turbine fault detection and isolation with a combination of artificial neural network and off-design performance analysis [J]. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2022, 113: 104900.
- [70] 何学文, 赵海鸣. 支持向量机及其在机械故障诊断中的应用[J]. *中南大学学报: 自然科学版*, 2005, 36(1): 97-101.
- HE X W, ZHAO H M. Support vector machine and its application to machinery fault diagnosis[J]. *Journal of Central South University: Science and Technology*, 2005, 36(1): 97-101.
- [71] 徐启华, 师军. 基于支持向量机的航空发动机故障诊断[J]. *航空动力学报*, 2005, 20(2): 298-302.
- XU Q H, SHI J. Aero-engine fault diagnosis based on support vector machine[J]. *Journal of Aerospace Power*, 2005, 36(1): 97-101.
- [72] ZHOU D, ZHANG H, WENG S. A new gas path fault diagnostic method of gas turbine based on support vector machine[J]. *Journal of Engineering for Gas Turbines and Power*, 2015, 137(10): 102605.
- [73] VIVIAN B, SINGH R. Application of expert system technology to gas path analysis of a single shaft turboprop engine [C]// *Proc. of the 5th European Propulsion Forum*, 1995.
- [74] NAN C, KHAN F, IQBAL MT. Real-Time Fault Diagnosis Using Knowledge-Based Expert System[J]. *Process Safety and Environmental Protection*, 2008, 86(1): 55-71.
- [75] YU J, REITER E, HUNTER J, et al. Sumtime-turbine: A knowledge-based system to communicate gas turbine time-series data[C]// *Proc. of the International Conference on Industrial, Engineering and Other Applications of Applied Intelligent Systems*, 2003.
- [76] KIM M, KOSKO B. Neural fuzzy motion estimation and compensation[J]. *IEEE transactions on signal processing*, 1997, 45(10): 2515-2532.
- [77] FUSTER P L, A MARTIN J. Abductive diagnostic procedure based on an and/or/not graph for expected behavior: Application to a gas turbine[C]// *Proc. of the 10th international Congress and Exhibition on Condition Monitoring and Diagnostics*, 1997.
- [78] DEMIRCI S, HAJIYEV C, SCHWENKE A. Fuzzy logic-based automated engine health monitoring for commercial aircraft[J]. *Aircraft Engineering and Aerospace Technology*, 2008, 80(5): 516-525.
- [79] GANGULI R. Application of fuzzy logic for fault isolation of jet engines[J]. *Journal of Engineering for Gas Turbines and Power*, 2003, 125(3): 617-623.
- [80] MARINAI L, SINGH R. A fuzzy logic approach to gas path diagnostics in aero-engines [J]. *Computational Intelligence in Fault Diagnosis*, 2006: 37-79.
- [81] MONTAZERI-GH M, YAZDANI S. Application of interval type-2 fuzzy logic systems to gas turbine fault diagnosis[J]. *Applied Soft Computing*, 2020, 96: 106703.
- [82] MA S, WU Y, ZHENG H, et al. Application of fuzzy inference system in gas turbine engine fault diagnosis against measurement uncertainties[J]. *Research Square*, 2022.
- [83] Lemma TA, A hybrid approach for power plant fault diagnostics [M]. *Studies in Computational Intelligence*, Springer, 2018.
- [84] FENTAYE AD, GILANI SIU, et al. Performance-based Fault Diagnosis of a Gas Turbine Engine using an Integrated Support Vector Machine and Artificial Neural Network method[J]. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers*,

- Part A: Journal of Power and Energy. 2019, 233(6): 786-802.
- [85] HUANG Y, TAO J, SUN G, et al. A novel digital twin approach based on deep multimodal information fusion for aero-engine fault diagnosis[J]. Energy, 2023, 270: 126894.
- [86] LIAO Z, ZHAN K, ZHAO H, et al. Addressing class-imbalanced learning in real-time aero-engine gas-path fault diagnosis via feature filtering and mapping[J]. Reliability Engineering & System Safety, 2024, 249: 110189.
- [87] CHENG K, ZHANG K, WANG Y, et al. Research on gas turbine health assessment method based on physical prior knowledge and spatial-temporal graph neural network[J]. Applied Energy, 2024, 367: 123419.
- [88] ZHANG J, WANG Z, LI S, et al. A digital twin approach for gas turbine performance based on deep multi-model fusion[J]. Applied Thermal Engineering, 2024, 246: 122954.
- [89] ZEDDA M, SINGH R. Gas turbine engine and sensor fault diagnosis using optimization techniques[J]. Journal of Propulsion and Power, 2002, 18(5): 1019-1025.
- [90] SAMPATH S, OGAJI S, SINGH R, et al. Engine-Fault Diagnostics: An Optimization Procedure[J]. Applied Energy, 2002, 73(1): 47-70.
- [91] GATTO E, LI Y G, PILIDIS P. Gas turbine off-design performance adaptation using a genetic algorithm[C]// Proc. of the Turbo Expo: Power for Land, Sea, and Air, 2006.
- [92] LI Y G, GHAFIR M, 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.
- [93] LI Y, ABDUL GHAFIR M, WANG L, et al. Improved Multiple point nonlinear genetic algorithm-based performance adaptation using least square method[J]. Journal of Engineering for Gas Turbines and Power, 2012, 134(3): 031701.
- [94] KONG C, KANG M, PARK G. Study on condition monitoring of 2-spool turbofan engine using non-linear GPA (gas path analysis) method and genetic algorithms[J]. Journal of the Korean Society of Propulsion Engineers, 2013, 17(2): 71-83.
- [95] TAKAHISA K, SIMON D. A hybrid neural network-genetic algorithm technique for aircraft engine performance diagnostics[C]// Proc. of the 37th Joint Propulsion Conference, 2001.
- [96] PALADE V, PATTON R J, UPPAL F J, et al. Fault diagnosis of an industrial gas turbine using neuro-fuzzy methods[J]. IFAC Proceedings Volumes, 2002, 35(1): 471-476.
- [97] WANG Y, CHENG K, LIU F, et al. Study of the fault diagnosis method for gas turbine sensors based on inter-parameter coupling information[J]. Measurement Science and Technology, 2024, 35(4): 045103.
- [98] DEV N, KUMAR R, SAHA RK, et al. Performance evaluation methodology for gas turbine power plants using graph theory and combinatorics[J]. International Journal of Hydrogen Energy, 2024, 57: 1286-1301.
- [99] IRANI FN, SOLEIMANI M, YADEGAR M, et al. Deep transfer learning strategy in intelligent fault diagnosis of gas turbines based on the Koopman operator[J]. Applied Energy, 2024, 365: 123256.
- [100] ZHONG S, FU S, LIN L. A novel gas turbine fault diagnosis method based on transfer learning with CNN[J]. Measurement, 2019, 137: 435-453.
- [101] TANG S, TANG H, CHEN M. Transfer-learning based gas path analysis method for gas turbines[J]. Applied Thermal Engineering, 2019, 155: 1-13.
- [102] YANG X, BAI M, LIU J, et al. Gas path fault diagnosis for gas turbine group based on deep transfer learning[J]. Measurement, 2021, 181: 109631.
- [103] LI B, ZHAO YP, CHEN YB. Learning transfer feature representations for gas path fault diagnosis across gas turbine fleet[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2022, 111: 104733.
- [104] ZHAO YP, CHEN YB. Extreme learning machine-based transfer learning for aero engine fault diagnosis[J]. Aerospace science and technology, 2022, 121: 107311.
- [105] ZHAO YP, JIN HJ, LIU H. Gas path fault diagnosis of turboshaft engine based on novel transfer learning methods[J]. Journal of Dynamic Systems, Measurement, and Control, 2024, 146: 031010.
- [106] SIMON D L, BORGUET S, LÉONARD O, et al. Aircraft engine gas path diagnostic methods: public benchmarking results[J]. Journal of Engineering for Gas Turbines and Power, 2014, 136(4): 041201.
- [107] KOBAYASHI T, SIMON D L. Evaluation of an enhanced bank of Kalman filters for in-flight aircraft engine sensor fault

- diagnostics[J]. *Journal of Engineering for Gas Turbines and Power*, 2005, 127: 497-504.
- [108] KOBAYASHI T, SIMON D L. Hybrid Kalman filter approach for aircraft engine in-flight diagnostics: sensor fault detection case[C]// *Proc. of the ASME Turbo Expo 2006: Power for Land, Sea, and Air*, 2006.
- [109] XUE W, GUO Y Q, ZHANG X D. Application of a bank of Kalman filters and a robust Kalman filter for aircraft engine sensor/actuator fault diagnosis[J]. *International Journal of Innovative Computing, Information and Control*, 2008, 4: 3161-8.
- [110] HE A, TAN D L, WANG X, KONG X. LMI-based aircraft engine sensor fault diagnosis using a bank of robust H_{∞} filters[C]// *Proc. of the 2010 International Conference on Computer Application and System Modeling*, 2010.
- [111] JAYARAM S. A new fast converging Kalman filter for sensor fault detection and isolation[J]. *Sensor Review*, 2010, 30: 219-24.
- [112] LIANG T, ZHANG X, DECASTRO J. Diagnosis of engine sensor, actuator and component faults using a bank of adaptive nonlinear estimators[C]// *Proc. of the 2011 Aerospace Conference*, 2011.
- [113] POURBABAEE B, MESKIN N, KHORASANI K. Multiple-model based sensor fault diagnosis using hybrid Kalman filter approach for nonlinear gas turbine engines[C]// *Proc. of the 2013 American Control Conference*, 2013.
- [114] POURBABAEE B, MESKIN N, KHORASANI K. Sensor fault detection, isolation, and identification using multiple-model-based hybrid kalman filter for gas turbine engines[J]. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, 2016, 24: 1184-200.
- [115] LU F, CHEN Y, HUANG J, ZHANG D, LIU N. An integrated nonlinear model-based approach to gas turbine engine sensor fault diagnostics[J]. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part G: Journal of Aerospace Engineering*, 2014, 228: 2007-21.
- [116] 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.
- [117] LIU X, XUE N, YUAN Y. Aircraft engine sensor fault diagnostics using an on-line OBEM update method[J]. *PloS one*, 2017, 12: e0171037.
- [118] KUZNETSOVA T A. Kalman-Filtering Based Algorithm for Sensor's Channel Fault Detection and Isolation[C]// *Proc. of the 2018 International Multi-Conference on Industrial Engineering and Modern Technologies*, 2018.
- [119] LU F, GAO T, HUANG J, QIU X. A novel distributed extended Kalman filter for aircraft engine gas-path health estimation with sensor fusion uncertainty. *Aerospace Science and Technology*[J]. 2019, 84: 90-106.
- [120] YUAN Y, DING S, LIU X, PAN Q. Hybrid diagnosis system for aero engine sensor and actuator faults[J]. *Journal of Aerospace Engineering*, 2020, 33: 04019108.
- [121] YAN L, ZHANG H, DONG X, et al. Unscented Kalman-filter-based simultaneous diagnostic scheme for gas-turbine gas path and sensor faults[J]. *Measurement Science and Technology*, 2021, 32: 095905.
- [122] SUN R Q, HAN X B, CHEN Y X, GOU L F. Hyperelliptic Kalman filter-based aeroengine sensor fault FDIA system under multi-source uncertainty[J]. *Aerospace Science and Technology*, 2023, 132: 108058.
- [123] LIU J. Sensor fault analysis of aero-engine using ensemble SCNN and Bayesian interval estimation[J]. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2023, 125: 106675.
- [124] CRUZ-MANZO S, PANOVA V, BINGHAM C. GAS turbine sensor fault diagnostic system in a real-time executable digital-twin[J]. *Journal of the Global Power and Propulsion Society*, 2023, 7: 85-94.
- [125] YAO K, WANG Y, FAN S, et al. Improved and accurate fault diagnostic model for gas turbine based on 2D-wavelet transform and generative adversarial network[J]. *Measurement Science and Technology*, 2023, 34(7): 075104.
- [126] YANG X, ZHAO Q, WANG Y, et al. Fault signal reconstruction for multi-sensors in gas turbine control systems based on prior knowledge from time series representation[J]. *Energy*, 2023, 262: 124996.
- [127] SI X, WANG W, HU C, et al. Remaining useful life estimation—a review on the statistical data driven approaches[J]. *European journal of operational research*, 2011, 213(1): 1-14.
- [128] MONTGOMERY D, RUNGER G. *Applied*

- statistics and probability for engineers [M]. John Wiley & sons, 2010.
- [129] LI Y, NILKITSARANONT P. Gas turbine performance prognostic for condition-based maintenance[J]. *Applied Energy*, 2009, 86(10): 2152-2161.
- [130] ZAIDAN M A, MILLS A R, HARRISON R F, et al. Gas Turbine engine prognostics using Bayesian hierarchical models: a variational approach[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2016, 70: 120-140.
- [131] ZHOU D, ZHANG H, WENG S. A novel prognostic model of performance degradation trend for power machinery maintenance[J]. *Energy*, 2014, 78: 740-746.
- [132] KIAKOJOORI S, KHORASANI K. Dynamic neural networks for gas turbine engine degradation prediction, health monitoring and prognosis[J]. *Neural Computing and Applications*, 2016, 27(8): 2157-2192.
- [133] MUNEEER A, TAIB S M, FATI S M, et al. Deep-learning based prognosis approach for remaining useful life prediction of turbofan engine[J]. *Symmetry*, 2021, 13(10): 1861.
- [134] LI Y, SHAN X, ZHAO W, et al. A LS-SVM based approach for turbine engines prognostics using sensor data[C]// *Proc. of the 2019 IEEE International Conference on Industrial Technology*, 2019.
- [135] ZHANG C, LIM P, QIN A K, et al. Multi objective deep belief networks ensemble for remaining useful life estimation in prognostics[J]. *IEEE transactions on neural networks and learning systems*, 2016, 28(10): 2306-2318.
- [136] HUANG C G, HUANG H Z, LI Y F. A bidirectional LSTM prognostics method under multiple operational conditions[J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2019, 66(11): 8792-8802.
- [137] TSOUTSANIS E, MESKIN N, BENAMMAR M, et al. Performance-based prognosis scheme for industrial gas turbines[C]// *Proc. of the 2015 IEEE Conference on Prognostics and Health Management*, 2015.
- [138] DAROOGHEH N, MESKIN N, KHORASANI K. A Novel Particle Filter Parameter Prediction Scheme for Failure Prognosis[C]// *Proc. of the 2014 American Control Conference*, 2014.
- [139] 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]// *Proc. of the 2015 IEEE Conference on Prognostics and Health Management (PHM)*, 2015.
- [140] ZHOU D, YU Z, ZHANG H, et al. A novel grey prognostic model based on markov process and grey incidence analysis for energy conversion equipment degradation[J]. *Energy*, 2016, 109: 420-429.
- [141] TANNER G F, CRAWFORD J A. An integrated engine health monitoring system for gas turbine aero-engines[C]// *Proc. of the Aircraft Airborne Condition Monitoring*, 2003.
- [142] LEKKI J. Smart Sensor Systems for High Temperature Intelligent Engine Applications[C]// *Proc. of the Annual Conference on Composites, Materials and Structures*, 2011.
- [143] USREY M, HARSH K, BRAND A, et al. Smart, in situ, wide range pressure sensor for advanced engine controls[J]. *SAE International Journal of Engines*, 2014, 7(4): 1619-1628.
- [144] FREDIANI L, USREY M W, WATTS O A. Technical opportunities for high temperature "smart" P3 sensors and electronics for distributed engine control[C]// *Proc. of the 52nd AIAA/SAE/ASEE Joint Propulsion Conference*, 2016.

作者简介

陈肖楠 (1996-)，男，博士研究生，主要研究方向为航空发动机气路故障诊断。

王奕首 (1978-)，男，教授，博士，主要研究方向为结构健康监测、发动机健康管理技术。

卿新林 (1967-)，男，教授，博士，主要研究方向为飞行器健康管理技术、结构健康监测技术。