



装备科技译著出版基金

[印] Ranjan Ganguli 著

胡金海 王磊 骆广琦 汪诚 孙权 等译

燃气轮机故障诊断

——信号处理与故障隔离

Gas Turbine Diagnostics:

Signal Processing and Fault Isolation



国防工业出版社
National Defense Industry Press



CRC Press
Taylor & Francis Group



装备科技译著出版基金

燃气轮机故障诊断 ——信号处理与故障隔离

Gas Turbine Diagnostics: Signal Processing
and Fault Isolation

[印] Ranjan Ganguli 著

胡金海 王磊 骆广琦 汪诚 孙权 等译

国防工业出版社

· 北京 ·

著作权合同登记 图字:军-2014-210号

图书在版编目(CIP)数据

燃气轮机故障诊断:信号处理与故障隔离/(印)

苒金·甘古里(Ranjan Ganguli)著;胡金海,王磊,

骆广琦译. —北京:国防工业出版社,2016.11

书名原文:Gas Turbine Diagnostics Signal Processing
and Fault Isolation

ISBN 978-7-118-11033-3

I. ①燃… II. ①苒… ②胡… ③骆… ④王… III. ①燃

气轮机—故障诊断 IV. ①TK478

中国版本图书馆CIP数据核字(2016)第282499号

Gas Turbine Diagnostics:Signal Processing and Fault Isolation by Ranjan Ganguli

ISBN:978-1-4665-0272-7

Copyright© 2013 by CRC Paresse.

Authorized translation from English language edition published by CRC Press, part of Taylor & Francis Group LLC;

All rights reserved;本书原版由Taylor & Francis出版集团旗下,CRC出版公司出版,并经其授权翻译出版.

版权所有,侵权必究。

National Defense Industry Press is authorized to publish and distribute exclusively the Chinese(Simplified Characters) language edition. This edition is authorized for sale throughout Mainland of China. No part of the publication may be reproduced or distributed by any means, or stored in a database or retrieval system, without the prior written permission of the publisher. 本书中文简体翻译版经授权由国防工业出版社独家出版,并限在中国大陆地区销售。未经出版者书面许可,不得以任何方式复制或发行本书的任何部分。

Copies of this book sold without a Taylor & Francis sticker on the cover are unauthorized and illegal. 本书封面贴有Taylor & Francis公司防伪标签,无标签者不得销售。

※

国防工业出版社出版发行

(北京市海淀区紫竹院南路23号 邮政编码100048)

三河市众誉天成印务有限公司印刷

新华书店经售

*

开本710×1000 1/16 印张11½ 字数215千字

2016年11月第1版第1次印刷 印数1—2000册 定价79.00元

(本书如有印装错误,我社负责调换)

国防书店:(010)88540777

发行邮购:(010)88540776

发行传真:(010)88540755

发行业务:(010)88540717

译者序

燃气轮机与航空发动机一直以来都是我国航空工业的技术瓶颈,严重限制了我国军用、民用先进飞机的发展。大型飞机发动机的故障诊断与预测问题是属于重大产品运行可靠性、安全性、可维护性等关键技术的前沿课题,是大型飞机研制、使用和发展的薄弱环节之一,直接影响飞行的安全性,是学术界和工程界非常关注并期待解决的难题,也是我国国防科技预研和高技术发展研究的重要内容。

目前,国内外介绍燃气轮机与航空发动机故障诊断的专著较多,但大多数书籍只是介绍信号处理或人工智能的某一类方法,并没有全面系统同时介绍这两类方法,且没有考虑实际发动机类型、信号类型和故障类型等因素,不同书籍之间内容重复,涉及专门针对燃气轮机信号处理方法的偏少。因此急需翻译内容全面、新颖、针对性强且质量较好的外文专著。

Gas Turbine Diagnostics; Signal Processing and Fault Isolation 作者 Ranjan Ganguli 是航空发动机故障检测与诊断领域专家,研究成果丰硕。本书是作者的最新力作,也是目前唯一一部同时从信号处理与人工智能两条主线阐述故障检测与诊断方法的专著,内容全面翔实、案例丰富,经验、见解独到,注重基本理论与仿真验证相结合。特别的是,本书所介绍的内容无论是从方法基本原理,还是数值仿真验证案例分析,都与现代燃气轮机与航空发动机故障预测与健康管理系统研制与发展密切相关,可极大地推动国防现代化和武器装备信息化的发展,是航空领域内一本难得的理论参考用书,具有较大的参考价值。

全书由胡金海、王磊、骆广琦、汪诚、孙权、张驭、任立通共同翻译,由胡金海、王磊、刘云龙统稿,胡金海、王磊、刘云龙审校。本书可作为从事燃气轮机与航空发动机故障预测与健康管理系统研究的设计人员、相关专业研究生以及科研人员的重要参考资料,也可供对燃气轮机和航空发动机研制管理、系统工程技术专业感兴趣的读者阅读。

本书的翻译工作得到了李应红院士、尉询楷高工、谢寿生教授和程礼教授的支持与鼓励,在此表示诚挚的感谢!国防工业出版社冯晨编辑在本书出版过程中付出了大量的辛勤劳动,在此一并致谢!在翻译过程中,离不开家人的大力支持,值此成稿之际,谨向译者的家人们表示由衷的感谢!

译者

二〇一六年六月十六日

前 言

燃气轮机是现代工业基础设施中一个非常重要的部件,在发电领域得到了广泛应用,尤其是被用到大多数商用和军用飞机上装备的喷气式发动机上作为推进动力。燃气轮机发动机故障会导致严重后果,比如航班的延迟或取消。发动机空中停车(IFSD)则尤为危险,会对飞行安全造成严重不良影响,而没有计划的换发则会增加空运的成本。

对发动机数据的系统分析发现大多数发动机故障都被认为是单一故障,即只能有一个发动机部件或模块故障。这种单一故障会在测量数据与基准数据相比发生巨大变化时产生。本书展示和讲解了一系列燃气轮机故障诊断算法。这些方法着重于对测量数据的滤波和剔除,以及使用简单发动机模型分辨故障类型的故障隔离算法。并给出了一种通过寻找信号突变的时间位置来检测故障的先进方法。这些方法包括基于卡尔曼滤波、神经网络和模糊逻辑以及混合软计算方法。

本书对过去十年来所出现的不同的数据滤波、趋势变化检测和故障隔离方法进行了讨论。每一种方法都给出了数值仿真验证方法,读者可以通过诸如 EXCEL 或者 MATLAB 的数据表轻松完成。本书展示了一系列用于喷气式发动机状态监控研究的新工具。尽管这些信号测试和模型是针对涡扇发动机的,但本书给出的算法将会对所有致力于燃气轮机发动机故障诊断的工程师和科学家们提供有力帮助。一般而言,本书中基于非线性数据处理的数据剔除算法也可用于状态和健康监控问题,同所有的类似问题一样,测试数据的突变标志着故障的出现。

本书对致力于燃气轮机诊断研究的工程师和科学家具有重要作用,同时对于从事信号处理和系统故障隔离的研究者而言也饶有趣味。本书所提供的算法具有很强的通用性,能够针对多类系统进行状态和健康监控。

感谢 Allan Volponi, Hans Depold, Pratt 和 Whitney, 是他们引领我进入燃气轮机故障诊断领域。感谢我的学生 Rajeev Verma, Niranjan Roy, Buddhidipta Dan, Payuna Uday, V. N. Guruprakash 和 V. P. Surendar, 他们协助我进行了算法测试和数值计算。同时感谢 K. Bhanu Priya 所做的文章校对工作。最后,我还要感谢印度科学院为我提供了如此良好的科学研究氛围。

Ranjan Ganguli 教授

于班加罗尔

目 录

第 1 章 概述	1
1.1 背景	1
1.2 信号处理	2
1.3 典型的燃气涡轮发动机诊断	4
1.4 线性滤波器	5
1.5 中值滤波器	6
1.6 最小二乘算法	7
1.7 卡尔曼滤波器	9
1.8 影响因子	11
1.9 基于振动的诊断	13
第 2 章 幂等中值滤波器	15
2.1 加权中值滤波器	15
2.2 中心加权中值滤波器	16
2.3 中心加权幂等中值滤波器	16
2.3.1 气路测量参数的滤波器设计	16
2.4 测试信号	17
2.4.1 理想信号	18
2.4.2 噪声信号	18
2.5 误差测量	23
2.5.1 数值模拟	23
2.6 总结	25
第 3 章 中值-有理混合滤波器	26
3.1 测试信号	26
3.2 有理滤波器	30
3.3 中值-有理滤波器	30
3.4 数值仿真	31
3.5 小结	33
第 4 章 FIR-中值混合滤波器	34
4.1 FIR-中值混合(FMH)滤波器	34
4.2 加权 FMH 滤波器	34

4.3	测试信号	36
4.3.1	根信号	37
4.3.2	高斯噪声	37
4.3.3	异常值	37
4.3.4	误差计算	37
4.4	数值仿真	38
4.5	总结	41
第5章	过渡态数据和 Myriad 滤波器	43
5.1	稳态和过渡态信号	43
5.2	Myriad 滤波器	44
5.3	数值仿真	45
5.4	燃气轮机过渡态信号	48
5.5	加权 Myriad 算法	54
5.6	自适应加权 Myriad 滤波器算法	55
5.7	数值仿真	57
5.8	总结	60
第6章	变化趋势检测	61
6.1	问题与建模	62
6.2	图像处理概念	62
6.3	中值滤波器	63
6.4	递归中值滤波器	63
6.5	级联递归中值滤波器	64
6.6	边缘检测	64
6.6.1	梯度边缘检测器	65
6.6.2	拉普拉斯边缘检测	65
6.7	数值仿真	65
6.7.1	测试信号	65
6.7.2	降噪	68
6.7.3	异常值的滤除	68
6.8	趋势变化的检测	69
6.8.1	门限值选择	71
6.8.2	趋势检测算法的验证	74
6.9	总结	74
第7章	最优加权递归中值滤波器	76
7.1	加权递归中值滤波器	76
7.2	测试信号	77

7.3	数值模拟	79
7.4	含异常值的测试信号	84
7.5	性能比较	88
7.6	三点和七点最优加权 RM 滤波器	90
7.6.1	数值分析	90
7.6.2	含异常值的信号	96
7.7	总结	102
第 8 章	卡尔曼滤波	103
8.1	卡尔曼滤波法	103
8.2	单故障隔离	105
8.3	数值模拟	109
8.4	传感器误差修正	111
8.5	总结	114
第 9 章	神经网络结构	115
9.1	人工神经网络方法	115
9.1.1	BP 算法	116
9.1.2	混合神经网络算法	118
9.2	卡尔曼滤波器和神经网络方法	119
9.3	自联想神经网络	120
9.4	总结	121
第 10 章	模糊逻辑系统	122
10.1	部件和系统故障	122
10.2	模糊逻辑系统	124
10.3	去模糊化	126
10.4	输入输出定义	126
10.5	模糊化	127
10.6	规则和故障隔离	129
10.7	数值仿真	130
10.8	总结	134
第 11 章	软计算方法	136
11.1	燃气涡轮发动机故障隔离	136
11.2	神经信号处理——径向基函数神经网络	137
11.3	模糊逻辑系统	138
11.4	遗传算法	138
11.5	遗传模糊系统	139
11.6	数值模拟	141

11.7 总结	149
第 12 章 基于振动的故障诊断	150
12.1 公式与建模	152
12.1.1 涡轮叶片建模	152
12.1.2 疲劳损伤模型	153
12.1.3 疲劳损伤梁	157
12.2 数值仿真	158
12.2.1 有限元仿真	158
12.2.2 损伤检测	163
12.3 总结	167
参考文献	168

第1章 概述

燃气涡轮发动机的故障诊断非常重要。因为发动机一旦出现故障则会导致巨大损失,同时还可能威胁人身安全。本书主要讨论一种安装于飞机上的典型燃气涡轮发动机。通常,燃气涡轮发动机的物理故障包括:磨损、腐蚀、污染、灰尘、外部损坏、密封失效、叶片弯曲等。这些物理故障可能单独发生,也可能同时发生。故障对压气机性能的影响,主要体现在空气压缩与膨胀效率等方面。同时也会对涡轮和尾喷管性能造成影响。发动机部件性能的改变将导致测量参数及其相关变量的变化。本章主要介绍燃气涡轮发动机故障诊断的相关基本概念。首先重点介绍信号处理过程中,对于测量参数进行噪声滤波的重要性;其次介绍典型燃气涡轮发动机的故障诊断过程,主要涉及线性滤波器、带通滤波器、最小平方分析法以及卡尔曼滤波器;最后介绍影响因子的作用及基于振动的故障诊断方法。

1.1 背景

喷气式发动机的许多故障可以通过气路监控进行检测^[1-3]。通常,气路监控参数包括:排气温度(EGT)、低压转子转速(N1)、高压转子转速(N2)、燃油流量(WF)。这些参数通常被称为座舱显示参数。一些先进的发动机在压气机和涡轮之间还会有额外专门增加压力和温度传感器。无论对于老式发动机还是新式发动机,均具备座舱显示参数功能。因此,故障检测和隔离应该适用于对破坏更加敏感的老式发动机。喷气式发动机气路分析主要计算气路测量值与正常标准值之间的偏离程度,从而对故障进行检测和隔离。测量值与正常标准值的偏离程度被称为测量增量,测量增量与相对时间一起绘制则得到参数变化趋势图。维护工程师根据趋势图可以对不同的发动机模块和发动机状态进行直观的分析。然而噪声的存在会使测量信号质量下降,主要表现为信号的信噪比会降低,这使我们在对数据进行观察分析时,难以发现信号的关键特征。燃气涡轮发动机故障诊断的一个重要目标就是要在有噪声的背景下,确定发动机是否存在故障,并且对故障进行分析和定位。

典型的参数测量增量具有两个主要特征:一是由于长期使用导致的性能衰退,使测量增量随时间的变化趋势为低阶多项式,这部分通过线性近似就可得到满意的结果^[4,5];二是由单一故障引起的测量增量突变。Depold 和 Gass^[6]对飞参数据进行了统计研究,发现发动机空中停车的主要原因是单一故障。单一故障在发生

之前通常会出现一次或多次参数测量增量的突变。测量增量的这种突变趋势在发动机维修和地面试车过程中也会出现。因此典型喷气式发动机的参数测量增量可以认为是由单一故障和发动机维修所造成的一种长期线性退化过程中的突变参数。

维护工程师不仅通过观察趋势图来监视发动机状态,还可利用多种诊断算法来估算发动机的状态,并且从正常信号中识别故障,这些算法包括:加权最小二乘算法^[7,8]、卡尔曼滤波算法^[9]、神经网络^[6,10-12]、模糊逻辑^[13]和贝叶斯算法^[14],它们均是在参数测量增量中寻找不确定性规律,然而随着信号中噪声的增加,以上这些算法的作用将大打折扣。这种问题同样存在于系统辨识中,系统识别的主要作用是建立更优的控制和诊断模型。另外,这些估计和模式识别算法通常对于高斯噪声模型是最优的,当数据中存在非高斯噪声时,算法的性能也会降低。

传统的信号处理通常会假设一个高斯随机噪声模型,来对实际过程的统计特征进行定义。然而,许多实际过程中均存在脉冲干扰,可能导致数据的突变和异常。比如,当信号在测量和传输时,脉冲干扰将导致数据错误^[17]。自然界中的大气噪声同样是以脉冲的形式存在的。在非高斯噪声的干扰下,以往按照高斯随机噪声进行优化的故障检测和隔离算法性能将显著下降。因此,测量数据的信号处理尤其是脉冲干扰信号的滤波对燃气涡轮发动机的故障诊断而言是非常有益的。

1.2 信号处理

在信号处理中,滤波算法用于对数据进行预处理以除噪声。这里的噪声指的是一般意义下的噪声,包括信号质量的任何退化。噪声将对模式识别和状态估计过程造成不良影响,也会对视觉观察结果产生误导。传统上,燃气涡轮发动机领域采用的平滑算法是滑动平均和指数平滑算法^[6]。滑动平均算法是有限冲击响应(FIR)滤波器的一个特例,而指数平滑算法是无限冲击响应(IIR)滤波器的一个特例,这些滤波器将在本章后续部分进行介绍。Depold 和 Gass^[6]首次提出要寻找一种能够保留由单一故障引起的气路测量数据突变趋势的滤波器。研究显示,在趋势检测和故障隔离之前,指数平均滤波器与广泛使用的 10 点滑动平均算法相比,在数据处理上具有更快的速度和效率。Depold 和 Gass 还提出了一些从燃气涡轮发动机测量数据中剔除异常值的经验方法。这些方法均基于以下逻辑,即某一次测量中出现的变化,在其他次测量中均未出现,那么此次测量中出现的变化便被认为是异常值。

然而,无论是有限冲击响应滤波器还是无限冲击响应滤波器都是线性的,用于当信号边缘出现模糊时进行噪声滤波。同时,人类的视觉系统对于图像中三维边界的高频信号是非常敏感的^[18],而对于多数低频信号,则会不敏感。遗憾的是,信号中高幅值脉冲噪声的不定期出现将对人类视觉系统产生混淆,使其看到并不真

实的信号图像。这些噪声同时也会触发自动趋势检测系统发出错误警报。因此对于故障检测和隔离而言,在后续数据处理之前,通过滤除高幅值噪声以实现从参数测量增量中保留信号的边缘成分是必需的。

在图像处理领域,研究人员还致力于寻找新的线性滤波器,这种新的算法需对脉冲干扰具有鲁棒性。在研究过程中,中值滤波器引起了广泛关注。中值滤波器在图像处理领域,是一种众所周知的有效的非线性滤波器^[19-24]。这种滤波器能够在移除噪声的同时,很好地保留了信号的边缘细节部分。但这种滤波器在健康监控应用的工程领域并不被人们所熟知。Ganguli^[25]采用 FIR-中值混合(FMH)滤波器^[20]在保留信号变化趋势的基础上,从燃气涡轮发动机测量数据中滤除噪声。在他的研究中,单个故障在连续信号中表现为阶跃变化。研究结果显示:滑动平均滤波器和指数平均滤波器对信号变化趋势均存在平滑效果;而 FMH 滤波器能够保留信号的突变趋势,但信号的趋势衰退监控则未能很好反应。此外,研究中使用的 FMH 滤波器需要至少 10 个前向数据点,因此存在 10 个数据点的时间延迟。由于喷气式发动机在每次飞行中,仅能获得 1 个或 2 个数据点,因此 10 个数据点的时间延迟对于发动机而言还是很大的,它更适用于发动机的在线诊断系统或者那些数据采集频率更高的系统。高速数据采集的成本非常高,在实际应用中,除了燃气涡轮发动机,Nounou 和 Bakshi^[26]采用 FMH 滤波器来滤除化工领域信号的噪声。Manders 等^[27]在装有热电偶和压力传感器的汽车发动机冷却监控系统中,使用一种长度为 5 的中值滤波器,滤除温度数据中的噪声。Ogaji 等^[28]针对用来测量高楼相对位移和相对坐标的全球定位系统(GPS),使用 FMH 滤波器来滤除测量数据中的噪声。

非线性滤波器不仅仅局限于中值滤波器类。有一类称为自联想神经网络(AANN)^[29,30],采用传感器替代和粗略故障检测与识别等方式进行噪声滤波。Lu 等^[11,31]采用 AANN 对气路测量数据进行了噪声滤波。AANN 表现为一种一元映射,即将输入参数与其自身进行比较。AANN 也能够滤除数据中的异常点,与滑动平均滤波器和指数平均滤波器相比,AANN 在保持数据的变化趋势方面性能更优。为了对 AANN 进行训练,输入端为含噪声的数据,输出端为不含噪声的数据。输入输出节点的数量与测量数据的数据相等。AANN 具有一个输入层、一个输出层、两个隐含层和一个瓶颈层。数据首先由输入层输入 AANN 网络,然后经过一个隐含层和瓶颈层,再经过一个隐含层,最后由输出层输出。Lu 等^[11]在隐含层使用了 8 个测量节点,瓶颈层使用了 5 个节点,构造了一个 8-9-5-9-8 的 AANN 结构。神经网络从数据中学习噪声的特征,之后从含有噪声的数据中提取得到不含噪声的数据。第 9 章将对 AANN 神经网络进行详细探讨。

许多滤波算法均在给定噪声密度的情况下,使用了一个固定的噪声检测阈值。比如基于小波的噪声滤波算法^[26,32,33],利用正交小波分析的方法找出与信号中不良特征相关的系数。Uounou 和 Bakshi^[26]指出基于小波分析的噪声滤波算法与

FMH 滤波器相比,在处理具有突变值的信号时更优。基于小波的噪声滤波包含三个步骤:①正交小波变换;②确定小波系数的阈值;③进行小波逆变换。通过将位于最高正交衰减水平的小波系数调到零,即可以完成信号的去噪。然而噪声阈值的确定依赖于噪声水平和噪声类型,也并不容易确定。基于神经网络的滤波算法对于训练数据的中噪声水平同样敏感。比如 Lu 等^[11]使用的 AANN 神经网络,采用包含典型噪声的仿真数据对神经网络进行训练。然而,当实际应用中的噪声与训练中所采用的噪声特征不同时,这些算法的性能将出现退化。

1.3 典型的燃气涡轮发动机诊断

Urban^[34]的研究论文中指出了燃气涡轮发动机诊断的范围,得出如下结论:无论在何种系统中,如果由于机械故障导致部件性能下降,必然会引起相应的发动机测量参数产生变化,故可以利用测量参数的变化来隔离故障部件,并对故障部位进行维修。

图 1.1 显示了燃气涡轮发动机故障诊断过程。参数测量增量采用基于滑动平均和指数平均的平滑算法进行处理^[6]。在某些情况下,故障诊断完全由维护工程师来完成。此时,测量增量可由计算机图形直观地表现出来,维护工程师凭借经验来发现部件退化或者故障。如果检测到故障或严重的性能退化,维护工程师将做出预测,并给出维修建议。在其他情况下,维护工程师仍将使用自动的故障检测和隔离软件,对不同部件的状态进行估计,并对故障进行检测和隔离。此外,专家系统也可用于对故障检测隔离算法的输出数据进行分析,并给出预测和维修建议。总体来讲,无论是自动诊断还是人工诊断系统,都是为了做出最优的决策。

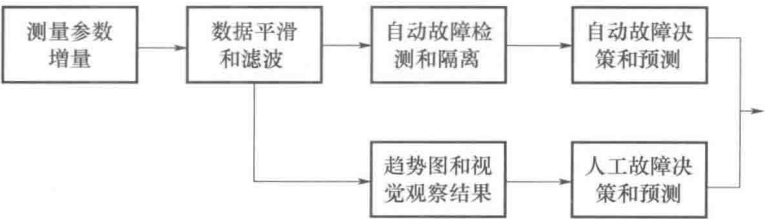


图 1.1 燃气涡轮发动机故障诊断过程示意图

(引自 R. Ganguli, *Journal of Propulsion and Power*, 19(5): 930-937, 2003. 经授权引用)

图 1.2 是一个燃气涡轮发动机部件及传感器测量示意图,它包含 5 个部件:风扇、低压压气机(LPC)、高压压气机(HPC)、高压涡轮(HPT)和低压涡轮(LPT)。空气通过风扇吸入发动机内,在低压压气机和高压压气机中进行压缩。然后,压缩空气与燃料混合,并在燃烧室中进行燃烧。随后,高温燃气推动涡轮旋转。最后高温燃气通过排气装置排出从而产生推力。

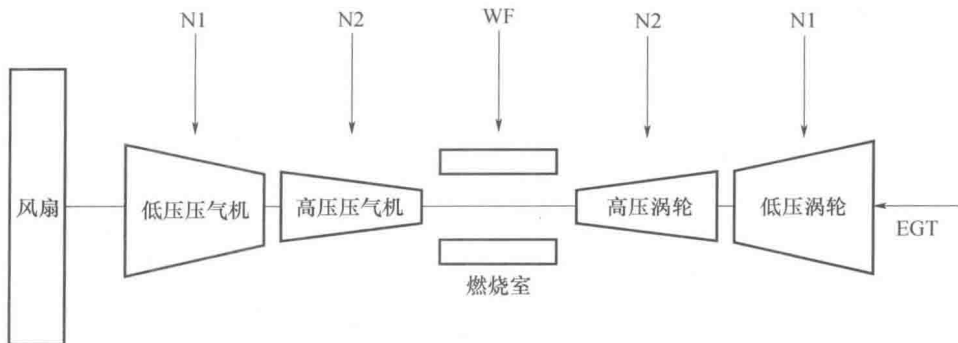


图 1.2 燃气涡轮发动机部件及传感器测量示意图

(引自 R. Ganguli, *Journal of Propulsion and Power*, 19(5):930-937, 2003. 经授权引用)

燃气涡轮发动机故障将导致发动机部件效率降低。发动机状态监控至少依赖于四个基本传感器：排气温度 (EGT) 传感器，燃油流量 (WF) 传感器，低压转子转速 (N1) 传感器和高压转子转速 (N2) 传感器。在给定温度的海拔高度下得到的测量值需要换算到标准海平面。按照同样的方法对正常发动机进行测量 (通常基于热力学模型) 得到标准值，将之前的测量值与该标准值相减，从而获得测量增量 ΔEGT 、 ΔWF 、 $\Delta N1$ 和 $\Delta N2$ ，这些测量增量将被用于对发动机状态进行估计。可以使用多种隔离算法对发生故障的模块进行隔离。这些算法包括卡尔曼滤波器、神经网络和模糊逻辑算法。其中的一些算法将在本书的随后章节进行讨论。

从图 1.1 可以看出，诊断系统的一个关键组成部分是平滑和滤波算法。然而大量的研究集中在故障检测和隔离算法的扩展，而对于数据平滑和滤波算法的改进却鲜有涉猎^[6,11,25,31]。接下来的两部分将对线性滤波器和非线性中值滤波器的背景进行简单介绍。本书将对中值滤波器在燃气涡轮发动机诊断中的扩展和应用进行讨论。

1.4 线性滤波器

FIR 滤波器可用下式进行描述：

$$y(k) = \sum_{i=1}^N b(i)x(k-i+1) \quad (1.1)$$

式中： $x(k)$ 为第 k 个输入测量值； $y(k)$ 为第 k 个输出； N 为滤波器长度； $b(i)$ 为权值系数序列，它定义了滤波器特征以及求和系数。若权值 $b(i)$ 相等，则 FIR 滤波器简化为均值或平均滤波器，均值滤波器被广泛应用于数据平滑。例如，在 10 点滑动平均算法中，有如下形式：

$$y(k) = \frac{1}{10} [x(k) + x(k-1) + x(k-2) + \cdots + x(k-9)] \quad (1.2)$$

该滤波器的 10 个权值均为 1/10。

指数加权滑动平均(EWMA)算法是一种广泛应用的 IIR 滤波器,它采用预先测量的数据 $y(k-1)$ 按照指数平均的方法对当前测量数据 $x(k)$ 进行平滑。

$$y(k) = ax(k) + (1-a)y(k-1) \quad (1.3)$$

式中:参数 a 为介于 0~1 之间的可调平滑参数,通常在应用中被设为 0.15 和 0.25^[6]。指数平均滤波器通过使用最后一点的输出来保留整段时间历史,因此指数平均滤波器具有记忆能力。线性滤波器通常被用在故障诊断之前对数据进行平滑,但这种滤波器在平滑过程中往往会滤除信号的重要特征。而中值滤波器等非线性滤波器的使用将会缓解这一问题。

1.5 中值滤波器

几类典型的中值滤波器将在第 2、3、4、6、7 章进行讨论。这里仅介绍标准中值(SM)滤波器,它被广泛应用于图像处理。

标准中值滤波器是一种普遍而有效的非线性滤波器。中值滤波器的优势在于边缘信号的保留和对脉冲干扰具有鲁棒性。对于传统线性滤波器而言,上述两方面任一问题都需要耗费大量计算时间,并且要进行特殊的数据处理。具有 $N=2K+1$ 时间长度的中值滤波器可由下式表示^[19]:

$$y(k) = \text{median}(x(k-K), x(k-K+1), \dots, x(k), \dots, x(k+K-1), x(k+K)) \quad (1.4)$$

式中: $x(k)$ 和 $y(k)$ 分别为输入和输出序列中的第 k 个采样值。为了计算中值滤波器输出,需要对奇数个采样值进行排序,并将采样序列的中间值作为滤波器输出。这样中值滤波器变利用 $x(k)$ 的过去值和未来值对当前点的输出值进行预测。上述针对离散时间 k 和窗口长度为 $N=2K+1$ 的滤波器亦可采用以下的紧凑形式进行描述:

$$y = \text{median}(x_{-k}, \dots, x_{-1}, x_0, x_1, \dots, x_k) \quad (1.5)$$

由于中值滤波器的输出值是输入采样值的其中一个,因此可确定信号能够通过中值滤波器且不被改变。这一特点成为中值滤波器和其他基于中值理论的滤波器被采用的主要原因。由于这类信号定义了滤波器的本质特征,因此这些信号与源信号紧密相关,所谓源信号就是未被滤波器进一步修正的信号。因此,对于式(1.5)描述的 SM 滤波器而言,若某一信号满足如下形式,则该信号为源信号:

$$x_0 = \text{median}(x_{-k}, \dots, x_{-1}, x_0, x_1, \dots, x_k) \quad (1.6)$$

任意有限长度的信号经过多次中值滤波,将产生源信号。设 SM 滤波器的滤波窗口宽度为 $2K+1$,信号长度为 P ,则最多经过 $3[(P-2)/(2K+4)]$ 次滤波即可产生源信号^[35],但这个界定在实际中是相对较为保守的。通常经过 5~10 次滤波后的变化是很微弱的,如果有,则变化将出现在滤波器输出中,此时滤波器被认为是

收敛的。后续章节将专注于讨论中值滤波器的收敛问题,以加快信号处理速度。

确定一个滤波器是否能够将任意输入信号经有限次充分的滤波,仍能还原转化为源信号是非常重要的。如果可以,则该滤波器被认为是收敛的。足够长度的阶跃边缘、斜坡边缘和固定域值范围都是中值滤波器源信号的重要特征。这就意味着即使经过多次滤波,这类信号仍能被保持,这对于中值类滤波器的特征保留特性而言至关重要。需要注意的是,在燃气涡轮发动机测量值中,阶跃边缘是故障的典型表现,而斜坡边缘则是长期衰退趋势的典型表现。因此中值滤波器对于燃气涡轮发动机测量值的预处理是非常合适的。这里使用“预处理”一词,来强调燃气涡轮发动机故障诊断过程中信号处理算法的作用。从测量值中提取发动机状态信息通常由最小二乘算法和卡尔曼滤波器算法来实现。这些算法的软件包已由燃气涡轮发动机厂商开发并完成,将在本章后两节介绍。

1.6 最小二乘算法

气路分析算法从简到繁种类很多。最简单的方法是 Doel^[7,36] 提出的加权最小二乘算法,接下来将进行讨论。

测量过程可被表示为

$$z = h(x) + v \quad (1.7)$$

式中: z 为测量向量; x 为状态向量。例如,燃油流量是典型的测量值,压气机效率则是典型的状态量。 x 和 z 之间的非线性关系可由 $h(x)$ 进行描述,如果测量值无误差,则

$$z = h(x) \quad (1.8)$$

由 z 得到 x 则是一个典型的逆向问题。在实际中,诊断问题往往由于噪声的存在而变得复杂,故加入随机误差向量 v 。逆问题将变得更加复杂难以解决。在许多方面,带有噪声的逆问题与模式识别问题非常相似。

在燃气涡轮发动机诊断和发动机的其他许多问题中,简化过程的关键需要涉及线性化问题,由此可得到

$$z = Hx + v \quad (1.9)$$

式中: H 为一个矩阵; x 为向量。为了进一步简化,假设测量误差服从高斯分布,误差均值为零,即零均值白噪声。对状态向量 x 同样进行高斯假设。由于 x 和 z 均为与标准状态的偏差,因此在数据选择适当的情况下,以上假设是合理的。

定义状态向量的协方差矩阵为

$$P = E(xx^T) \quad (1.10)$$

测量误差为

$$R = E(vv^T) \quad (1.11)$$

式中: E 为数学期望。

假设测量误差在统计学上独立于发动机状态量,则有

$$E(\mathbf{x}\mathbf{v}^T) = 0 \quad (1.12)$$

从测量值中得到状态量的最优估计可以通过最小化如下二次型公式来完成:

$$J = \frac{1}{2}[\mathbf{x}^T \mathbf{P}^{-1} \mathbf{x} + (\mathbf{z} - \mathbf{H}\mathbf{x})^T \mathbf{R}^{-1} (\mathbf{z} - \mathbf{H}\mathbf{x})] \quad (1.13)$$

状态向量的最优值可通过对任意 $d\mathbf{x}^T$ 使 $dJ=0$ 来获得,即

$$\hat{\mathbf{x}} = (\mathbf{P}^{-1} + \mathbf{H}^T \mathbf{R}^{-1} \mathbf{H})^{-1} \mathbf{H}^T \mathbf{R}^{-1} \mathbf{z} \quad (1.14)$$

上述方法就是加权最小二乘法,引入权值矩阵 $\mathbf{P}$ 和 $\mathbf{R}$ 来表示系统的概率特性。这些矩阵非常重要,且服从如下规定:

- (1) 矩阵 $\mathbf{R}$ 的对角元素包含测量误差的方差;
- (2) 矩阵 $\mathbf{R}$ 的非对角元素包含测量值的协方差,通常假定为零;
- (3) 矩阵 $\mathbf{P}$ 的大多数非对角元素为零,然而也有部分不为零,比如风扇的空气流量和风扇效率通常是相关的。

矩阵 $\mathbf{H}$ 、 $\mathbf{R}$ 和 $\mathbf{P}$ 对于气路分析是至关重要的,一旦测量值 $\mathbf{z}$ 确定,对于气路分析而言,这些矩阵应该是更有利于得到分析结果。当测量值超过一定状态时,加权最小二乘法效果将减弱。例如,假设高压涡轮效率降低 1% (该假设是一种理想状态,其他部件不发生改变),使用 $\mathbf{z} = \mathbf{H}\mathbf{x}$ 获得理想的测量值,当最小二乘法应用于测量值 $\mathbf{z}$ 之后,由于测量值的不确定性,效率的改变量将被分散到其他部件和模块。最小二乘法的另一个问题是,那些未建模的发动机部件和状态将被分配给已建模的部件。最小二乘算法的灵敏度取决于矩阵 $\mathbf{P}$ 和 $\mathbf{R}$ 的相对幅度,概率矩阵的这种依赖特性在气路分析算法中是常见的,因此需要采用更好的测量统计方法。此外,由于所建立的 $\mathbf{z}$ 与 $\mathbf{x}$ 模型为线性的,因此本算法仅适用于测量参数小偏差的情况。

气路分析主要应用于两种情况,分别是发动机安装在飞机上和安装在地面试车台上。装机状态时,数据采集率可以为每次飞行采集一次,也可按照固定时间间隔采集多次,例如可以每个飞行小时采集一次,现代发动机的数据采集率则更快。装机在线监控的优点就是能够使用历史数据。相反地,地面试车台分析则是一种不考虑历史数据的快速分析。

考虑历史数据的另一种方法就是卡尔曼滤波器,将在下一节进行讨论。在最小二乘法中,可以利用平滑后的分析结果将历史数据包含进来,当发动机部件性能退化和传感器故障时可以给出一个预测值对新数据进行分析,在 TEMPER 软件中,指数平滑算法被应用于部件性能退化和传感器故障的分析中。值得注意的是,指数平滑算法是一种 IIR 滤波器,这种滤波器具有记忆功能,相关内容在前面已经讨论过。

装机测试和地面试车台测试有一个关键的不同:装机测试状态,参数测量增量是当前测量值与相邻测量值之差;而试车台测试中,测量增量是当前测量值与固定