

液压系统故障诊断与健康管理技术

王少萍 编著



014033124

TH137
306

液压系统故障诊断 与健康管理技术

王少萍 编著



机械工业出版社



北航

C1721351

TH137
306

121680410

本书结合近几年新出现的液压系统故障预测与健康管理的理论和新概念,论述了液压系统故障机理分析、鲁棒故障特征提取、智能故障诊断算法、故障预测模型、故障维修保障决策和健康管理理论与方法。书中主要内容是作者在归纳和总结了作者带领其研究梯队开展的有关液压系统故障诊断与健康管理的科学研究成果,并参考国内外在这一领域的最新文献和著作写成的。全书共分9章,分别论述了液压系统的故障失效机理分析、故障特征提取方法、故障诊断方法、故障阈值与故障决策、故障预测、维修保障及健康管理等理论和实现技术等。

本书是国内第一本关于液压系统故障预测与健康管理的专著,内容新颖,注重工程实际,书中实例均为实际系统的诊断和预测结果。

本书可供从事液压系统设计、制造、使用和维护等领域的工程技术人员参考,也可以作为机械电子工程和其他相关专业硕士研究生和博士研究生的教材。

图书在版编目(CIP)数据

液压系统故障诊断与健康管理技术/王少萍编著. —北京:机械工业出版社, 2013.9

ISBN 978-7-111-44233-2

I. ①液… II. ①王… III. ①液压系统—故障诊断②液压系统—维修
IV. ①TH137

中国版本图书馆CIP数据核字(2013)第233964号

机械工业出版社(北京市百万庄大街22号 邮政编码100037)

策划编辑:沈红 责任编辑:沈红

版式设计:霍永明 责任校对:刘雅娜

封面设计:姚毅 责任印制:李洋

北京瑞德印刷有限公司印刷(三河市胜利装订厂装订)

2014年3月第1版第1次印刷

184mm×260mm·15.5印张·381千字

0001—3000册

标准书号:ISBN 978-7-111-44233-2

定价:49.00元

凡购本书,如有缺页、倒页、脱页,由本社发行部调换

电话服务

网络服务

策划编辑电话:(010)88379778

社服务中心:(010)88361066

教材网:<http://www.cmpedu.com>

销售一部:(010)68326294

机工官网:<http://www.cmpbook.com>

销售二部:(010)88379649

机工官博:<http://weibo.com/cmp1952>

读者购书热线:(010)88379203

封面无防伪标均为盗版

前 言

液压系统由于功率重量比大、体积小、频响高,压力、流量可控性好,可柔性传送动力等优点广泛应用于航空、航天、汽车、船舶和工程机械等多个领域。但随着科学技术的发展和技术的进步,液压系统应用的场合变得越来越复杂,液压能源系统本身固有脉动及其与管路的流固耦合振动、油液污染或密封老化导致的泄漏、油温过高导致润滑破坏而磨损加剧等均会造成液压系统的致命故障,从而造成机毁人亡的事故或重大的经济损失,因此迫切需要提高液压系统的可靠性、安全性和维修保障性。

故障预测和健康管理技术(Prognostic and Health Management 简称 PHM)是近十几年来为提高复杂装备维修保障性、降低寿命周期费用和实现视情维修应运而生的技术。PHM 与传统的故障诊断系统的设计理念不同,PHM 的设计不仅着眼于系统的故障诊断,更着重故障预测和维修策略支持,以提高系统的可靠性、维修性和综合保障性。PHM 是通过检测系统的状态来预测系统及其部件的故障情况,通过部件的损伤退化规律和当前状态确定部件的剩余寿命;利用多传感器信息融合技术诊断系统故障,并基于可用资源和使用需求对维修活动作出管理和决策。PHM 具有故障检测、诊断、隔离、关键部件寿命跟踪、故障报告和故障预测等功能,能够实现在准确的时间对准确的部位采取准确的维修活动,从而有效减少维修项目、节省维修费用、减少系统的事故率,提高系统可用性、工作效能和完成任务的能力。

围绕提高液压系统可靠性、维修性和维修保障性关键技术,本书作者的研究团队长期从事液压系统故障预测与健康管理方面的研究工作,承担了国家 863、国家自然科学基金和国家基础科研项目,在传统故障诊断分析方法的基础上,融合多传感器信息融合技术、自适应阈值获取技术、基于失效物理的故障预测技术和基于健康状态的维修决策支持技术等,实现了复杂液压系统的多故障准确诊断和中长期寿命的有效预测,为提高液压系统的维修保障能力奠定了理论基础并提供了工程实现手段。

全书分 9 章。第 1 章综述了液压系统故障诊断与健康管理发展的历史、关键技术和发展趋势。第 2 章阐述了液压系统主要的失效模式和失效机理,给出常见的液压系统失效模型,并确定了液压系统故障监测的传感器优化布局。第 3 章针对液压系统的故障特点给出了液压系统故障特征提取方法。第 4 章讨论了液压系统故障诊断方法,包括信号处理、人工智能和基于模型的液压系统故障诊断方算法。第 5 章介绍了故障阈值选取方法和故障决策方法,尤其给出了时域二维自适应阈值求取方法。第 6 章阐述了液压系统故障预测方法,着重探讨了基于失效物理、模型、数据等的故障预测技术。第 7 章介绍了液压系统维修保障方法、维修性设计和预计、维修建模与评价及维修信息标识技术。第 8 章介绍了液压系统故障预测与健康管理系统的可用性评价,以飞机液压系统为例说明了体系结构、多任务阶段可靠性建模可靠性及综合可用性评价方法。第 9 章介绍了飞机液压系统故障诊断与健康管理实例。

本书涉及的研究成果得到众多科研项目的支持,其中特别感谢国家高技术研究发展计划(863计划)“飞机液压系统故障预测与健康管理关键技术研究”(2009AA04Z412)、国家重点基础研究发展计划(973计划)“大型飞机电液动力控制与作动系统新体系基础研究”(2014CB046402)、国家自然科学基金“民用飞机液压泵加速寿命试验基础理论与统计方法研究”(51175014)、民机科研项目“民机液压系统故障预测与健康管理技术”、航空科学基金“直升机传动系统智能故障诊断与健康管理研究”、预先研究项目“航空机电系统故障预测与健康管理體系结构研究”、国家自然科学基金“容错网络系统综合可用性基本理论与分析方法研究”、航空基金“航空液压系统多传感器信息融合故障诊断研究”和北京市自然科学基金“基于神经网络的容错控制系统故障诊断与可靠性研究”。

在本书撰写过程中,研究生黄伯超、杜隽、何兆民、边萌萌、田贵双、李鑫、李凯为内容的编辑和图片绘制做了大量的工作,本书编辑也为提高本书的质量付出了辛勤的劳动,在此一并致谢。

由于作者水平有限,以及所作工作的局限性,书中难免存在不妥之处,恳请广大读者批评指正。

目 录

前言

第 1 章 液压系统故障诊断与健康管理

概述 1

1.1 液压系统故障诊断与健康管理

历史 1

1.2 液压系统故障预测与健康管理常用的

技术 15

1.3 液压系统故障预测与健康管理技术的

发展趋势 19

1.4 液压系统故障预测与健康管理技术

难点 20

参考文献 21

第 2 章 液压系统失效机理分析 25

2.1 失效与失效分析 25

2.2 液压系统的失效模型与失效机理 26

2.3 液压系统的故障模式和故障机理 31

2.4 液压系统的故障检测传感器优化

布局 47

参考文献 54

第 3 章 液压系统故障特征提取方法 55

3.1 基于振动信号的故障特征提取 55

3.2 基于压力信号的故障特征提取 66

3.3 基于温度信号的故障特征提取 73

3.4 基于流量信号的故障特征提取 74

3.5 基于油液污染信号的故障特征提取 ... 76

3.6 基于噪声信号的故障特征提取 79

3.7 基于输入、输出信号的故障特征

提取 80

参考文献 80

第 4 章 液压系统故障诊断方法 82

4.1 基于信号处理的故障诊断方法 83

4.2 基于人工智能的液压系统故障诊断

方法 89

4.3 基于模型的液压系统故障诊断

方法 104

参考文献 108

第 5 章 故障阈值与故障决策 110

5.1 故障阈值简介 110

5.2 时频二维自适应阈值 111

5.3 故障检测与故障诊断指标 120

5.4 故障决策 122

参考文献 125

第 6 章 液压系统故障预测 127

6.1 故障预测的概念 127

6.2 故障预测的特点和分类 128

6.3 基于多尺度支持向量机的液压泵磨损

故障预测 129

6.4 基于疲劳损伤的齿轮剩余使用寿命

预测 135

6.5 基于隐半马尔科夫模型的滚动轴承

故障预测 140

6.6 基于时间序列滤波的等维新息灰色

预测方法 148

参考文献 156

第 7 章 液压系统维修保障 158

7.1 维修保障技术的发展 158

7.2 现代装备维修保障体系建设 159

7.3 系统的维修及维修性 160

7.4 系统的维修保障性 164

7.5 维修性预计 164

7.6 联合分布式信息系统及零件标识

技术 176

7.7 维修资源动态调度 179

参考文献 182

第 8 章 液压系统故障预测与健康管理

系统可信性评价 183

8.1 飞机液压 PHM 系统结构 183

8.2 基于多阶段任务系统的飞机液压 PHM

系统可信性分析架构 184

8.3 飞机机载液压系统可靠性建模 189

8.4 空地数据链可信性模型 196

8.5 飞机液压 PHM 后勤保障系统保障性

分析 200

8.6 飞机液压 PHM 系统综合可信性

模型	209	9.2 机载液压健康监测系统设计	215
参考文献	211	9.3 飞机液压系统 PHM 半实物仿真验证	
第 9 章 飞机液压系统 PHM 实例	213	平台	226
9.1 飞机液压 PHM 系统体系结构	213	参考文献	239

第 1 章

液压系统故障诊断与健康管理的概述

1.1 液压系统故障诊断与健康管理的历史

1.1.1 液压系统的组成

液压系统是以油液作为工作介质，利用油液的压力能并通过控制阀门等附件操纵液压执行机构工作的整套装置。液压系统具有功率大、体积小、重量轻、响应快、精度高及抗负载刚性大等优点，因此在航空航天、舰船、冶金工业、工程机械等许多重要领域都得到了广泛的应用，并且在各类设备中起核心控制和传动作用。

一个完整的液压系统通常包含以下五部分：

- 1) 动力元件。主要指液压泵，其作用是将原动机的机械能转换成油液的压力能，供给系统使用。
- 2) 执行元件。包括液压缸、液压马达等，其作用是将油液的压力能转换成机械能，用来克服负载做功、完成传动动作。
- 3) 控制元件。包括压力阀、流量阀、换向阀等，它们用于控制系统中各部分油液的压力、流量和方向，以满足执行元件对力（力矩）、速度（转速）、位移和运动方向（运动循环）等的要求。
- 4) 辅助元件。除上述各元件之外的其他元件都称为辅助元件，主要包括油箱、过滤器、换热器、蓄能器、导管、接头、密封件及各种指示装置等。
- 5) 传动介质。即工作油液。

按控制方式的不同，液压系统可分为节流控制液压系统和容积控制液压系统。

典型的节流控制液压系统如图 1-1 所示。节流控制液压系统通过滑阀窗口的节流作用来控制执行元件的速度，其优点是响应速度快；缺点是工作效率较低，适用于功率不太大的系统。节流控制液压系统的具体形式有阀控液压缸系统和阀控液压马达系统，图 1-1 所示为阀控液压缸系统。典型的容积控制液压系统如图 1-2 所示。

容积控制液压系统通过改变变量泵或变量液压马达的排量来控制执行元件的速度，其优点是工作效率高、发热量小；缺点是响应速度较慢、结构复杂、成本高，适用于大功率系统。容积控制液压系统的具体形式包括：变量泵-液压缸系统、变量泵-定量液压马达系统、定量泵-变量液压马达系统及定量泵-液压缸系统，图 1-2 所示为变量泵-定量液压马达系统。

相比于机械系统、电动系统和气动系统，液压系统的优点主要有：①响应速度快；②功率密度大；③系统布局灵活；④带载刚度强；⑤调速范围广；⑥效率高。其缺点主要有：

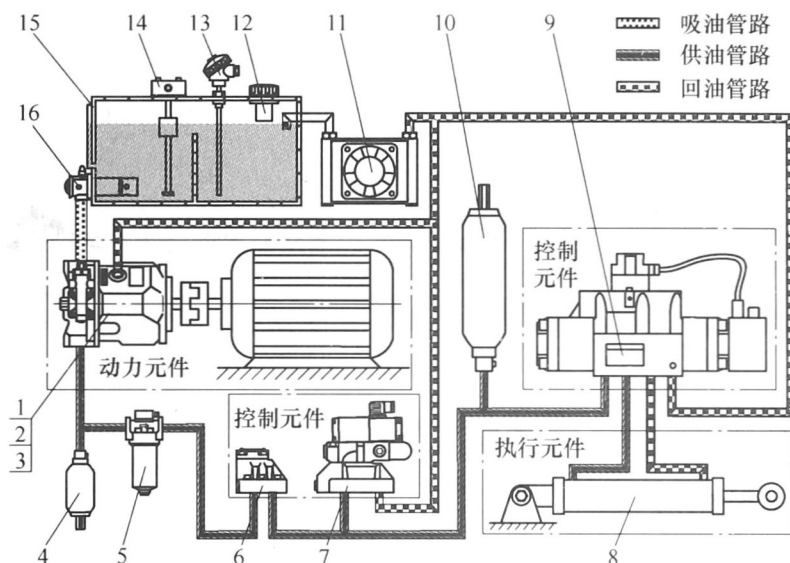


图 1-1 典型的节流控制液压系统（阀控液压缸系统）

- 1—原动机 2—联轴器 3—液压泵 4—缓冲瓶 5—高压过滤器 6—单向阀
7—溢流阀 8—液压缸 9—伺服阀 10—蓄能器 11—换热器 12—注油口
13—液温计 14—液位计 15—油箱 16—吸油过滤器

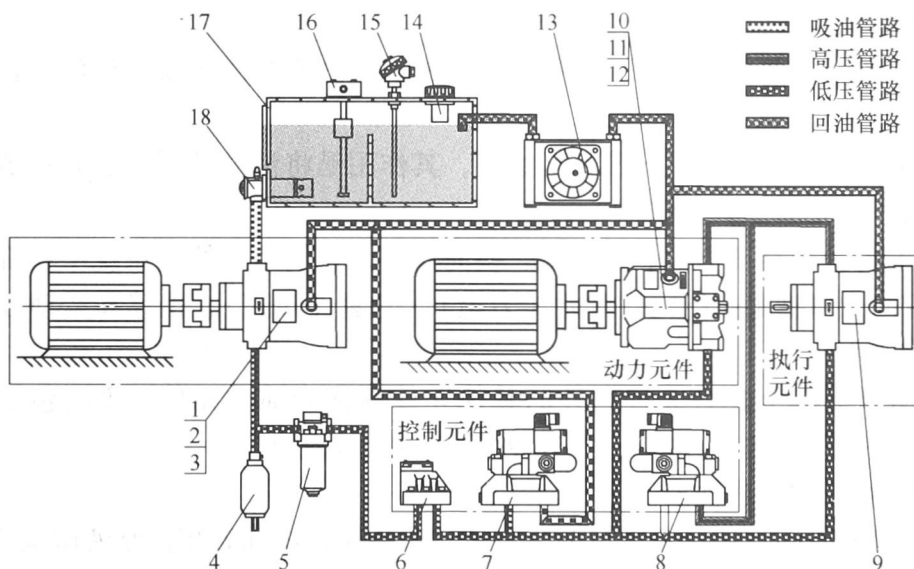


图 1-2 典型的容积控制液压系统（变量泵-定量液压马达系统）

- 1—原动机 I 2—联轴器 I 3—辅助泵 4—缓冲瓶 5—过滤器 6—单向阀 7—溢流阀 I
8—溢流阀 II 9—定量液压马达 10—原动机 II 11—联轴器 II 12—变量泵 13—换热器
14—注油口 15—液温计 16—液位计 17—油箱 18—吸油过滤器

①液压元件制造精度要求高，设计或工艺不良的元部件在高速运转过程中会出现脉动，直接影响液压系统的性能和可靠性。②由于油液具有可压缩性且系统存在泄漏，不能得到严格的传动比。当液压元部件发生泄漏时，会导致压力建立不起来、流量供给不够等问题发生，同时油液泄漏会带来污染和安全隐患。③沿程损失、局部损失和泄漏损失等使其作远距离传动时效率不高。④受油液性质限制，不宜在高温或低温条件下工作。⑤液压系统一般靠近原动机（如发动机或电动机），原动机工作时的振动会直接影响到液压系统的工作。同时，液压泵固有的脉动及其与管路的流固耦合振动使得发生故障时不易诊断、定位。⑥液压系统常常

采用恒压变量方式,而实际工况中需要高压和大流量的时间少,由此带来的节流发热使得液压系统工作效率较低。

1.1.2 国内外液压系统故障诊断的历史

1. 国外故障诊断技术的发展

众所周知,设备在运行过程中承受载荷,长期运行后会出现温升、振动或噪声等“毛病”,如何察觉到该毛病就是简单的设备故障诊断问题^[1]。早在20世纪40年代,人们就开始根据摸、听、看等手段观察结构的疲劳裂纹大小和振动/噪声异常,来实施材料疲劳更换和机构维修^[2]。到了50年代后期,人们开始尝试在复杂装备关键部件上施加传感器,通过检测各种参量,如热、力、转速、振动等,实现大型复杂设备的故障检测和诊断^[3],如美国就率先于50年代开始研究飞机发动机自动测试系统和故障诊断装置^[4,5]。1961年,美国开始推行阿波罗登月计划,由于出现了一系列设备故障造成了事故,1967年美国宇航局(NASA)倡导并成立了美国机械故障预防小组(Mechanical Failures Prevention Group, MFPG),从事故障机理、检测、诊断及预报技术的研究^[6]。1971年该小组划归美国国家标准局(NIST)领导,下设故障机理研究、检测诊断和预测技术、可靠性设计和材料耐久性评价4个小组。同时美国机械工程师学会(ASME)在锅炉压力容器^[7]上成功地应用了声发射诊断技术。英国在20世纪60年代,以T. M. Hunt为首的Bath大学和以R. Acollacott为首的英国机器保健和状态监测协会(U. K. Mechanical Health Monitoring Center)最先开始研究故障诊断技术^[8]。1982年曼彻斯特大学等创立了沃森工业维修公司(WIMU)、Michael Neale and Associte公司等研制监测系统、诊断仪器和开发信号处理技术,主要针对汽车和飞机发动机故障监测和诊断^[8]。日本新日铁公司自1971年开始研究故障诊断技术,1976年生产出便携式液压故障诊断仪^[9]。这时故障诊断方法大多还处于直接参数(振动、压力、流量等)测量和基于信号处理的阶段。20世纪80年代初期至90年代末,液压系统故障诊断技术的发展如日中天,通过在液压能源系统上安装加速度传感器和压力传感器,实现了液压泵故障诊断^[10]。加拿大的Tatge和Winston研究了用于卫星跟踪天线驱动的液压系统的故障诊断^[11]装置;Wang L. M.等开发了专家系统研究稳态液压伺服系统的故障检测及诊断;1991年英国Wales大学的Cardiff研究了液压系统基于多层感知机(MLP)的神经网络故障诊断方法^[12];1998年Bath大学的W. J. Growther发表了题为“Fault Diagnosis of a Hydraulic Actuator Circuit Using Neural Networks”的学术论文,主要对二阶液压舵机系统的输出向量空间进行神经网络故障诊断^[13];Angel. Chr在1999年的文章“Online Expert System for Fault Diagnosis in Hydraulic Systems”中主要就动态建模专家系统进行了研究,并开发了相应的软件^[14]。

设备故障诊断技术在欧洲一些国家也取得了很大的进展,如瑞典的SPM轴承监测技术、挪威的船舶监测技术、丹麦的振动分析与声发射技术等^[8]。日本在钢铁、化工、铁路等领域故障诊断技术也发展迅速,三菱重工、川崎重工、日立制作所等企业也研制出许多实用的故障诊断仪器和软件,极大地推进了机械故障监测与诊断的发展^[9]。

自20世纪60年代初美国率先开展设备故障诊断技术研究以来,故障诊断技术逐渐成熟,并于1967年开始用于航空航天、核能、电力、铁路运输、工程机械等领域。特别是最近几年,基于网络化技术的远程监测和诊断、趋势分析、状态监测系统等保障了重大设备的

安全连续运行、排除了大型设备的复杂故障,为设备的预知维修提供了可靠依据,所获得的经济效益非常显著。据日本统计,在采用了状态监测与故障诊断技术后,事故率减少 75%,维修费用减少 25% ~ 50%。

飞机液压系统是为飞机起飞、操纵、起落架收放和刹车等提供能源的关键系统,要求在整个飞行过程中可以连续可靠地运行,因此飞机液压系统状态检测与故障诊断的发展,对飞机健康管理技术的发展起到了重要的推动作用。据统计,采用状态监测与诊断技术后,世界航班的旅客公里死亡率从 20 世纪 60 年代的 0.6 降到 70 年代的 0.2^[15]。飞机健康管理系统与传统的故障检测与诊断系统不同,它代表一种转变,即从传统的基于传感器的诊断转向基于智能系统的预测转变;从反应式的通信转向先导式的在准确的时间对准确的部位采取准确的维修活动。PHM 的实现将使原来由事件主宰的事后维修或时间相关的定时维修被基于状态的视情维修所取代,它可以诊断飞机自身的健康状况,并在事故发生前预测故障,进而实现自主式保障,达到提高飞机的任务可靠性和安全性、降低使用和保障费用的目标。故障预测与健康管理技术可以做到:①及时发现故障,给出故障信息,并明确故障的部位、类型和程度,同时自动隔离故障;②预测装备的运行状态和使用寿命及故障的发生和发展;③针对故障的不同部位、类型和程度,给出相应的处理方案;④自动对故障进行消除、补偿、切换和修复,以保证装备出现故障时的性能尽可能接近原来正常时的性能,或以牺牲部分性能为代价来保证其继续完成规定功能;⑤指导装备的维修策略,既可减少因过度维修而引起的费用上升,也可防止因维修不足而导致事故的发生,从而提高装备的利用率。

在复杂武器装备故障预测与健康管理方面,欧美各军兵种一直走在前列,20 世纪 70 年代 A-7E 攻击机的发动机监控系统可以称得上是 PHM 的最早雏形。美军的 F-35 “闪电 II”联合攻击机、F-22A “猛禽”隐形战斗机、B-2 “幽灵”隐形轰炸机、RQ-4A “全球鹰”无人侦察机、F-15B “鹰”教练机、C-130 “大力神”运输机、美陆军的 RQ-7A/B “影子 200”战术无人机系统、欧洲 EF-2000 “台风”战斗机、法国“阵风”多用途超音速战斗机等先进战斗机,以及英国的“山猫”多用途直升机、美国的 CH-47 “支奴干”运输直升机、UH-60 “黑鹰”多用途直升机和 AH-64 “阿帕奇”武装直升机等均采用了故障预测与健康管理系统。以上这些世界上新研制并服役部队的先进战斗机除了具有优越的性能之外,共同特点之一是配备有一整套故障预测与健康管理系统。通过机载健康管理和通用的地面诊断维修和保障信息系统,为地面维修人员快速准确维修飞机提供必要的信息和支持。美国波音公司将健康管理系统应用于民航领域,开发了飞机状态管理系统;欧洲空中客车公司也同期研制了中央维护系统;中国商飞公司的 ARJ 也开发了中央维护系统。美国 ARINC 公司与 NASA 兰利研究中心合作,研制了与 PHM 类似的原型机系统——“飞机状态分析与管理系统 (Aircraft Condition Analysis and Management System, ACAMS)”,其功能在 NASA 的 B757 飞机上成功地进行了飞行试验演示验证,并已申请了美国专利。NASA 正在考虑采用 Qualtech 公司开发的综合系统健康管理 (Integrated System Health Management, ISHM) 方案对航天飞机进行健康监控、诊断推理和最优查故,以求降低危及航天任务安全的系统故障。据波音初步估计,通过 PHM 可使航空公司节省约 25% 因航班延误和取消而导致的费用,并可以大大减少维修保障费用,如 JSF 飞机的维修保障费用比 F-16 降低约 30%。

2. 国内液压系统故障诊断技术的发展

国内机械故障诊断研究始于 20 世纪 70 年代末,尽管起步较晚但发展迅速。1983 年国

家经委发出通知,要求各企业应根据生产的需要逐步采用状态监测和故障诊断技术,发展以状态监测为基础的预防性维修。1986年浙江大学诸葛起等开展了液压能源系统的故障诊断,采用振动信号进行了液压系统的故障诊断^[16];1992年燕山大学的赵永凯等、上海大学邱泽麟和陆元章等也利用振动信号进行了液压故障诊断研究^[17];1993年中国矿业大学夏志新等研究了液压泵的污染磨损监测^[18]。1994年北京航空航天大学王少萍开始开展液压泵的状态检测与故障诊断研究,并相继利用压力脉动参数(等效流量和等效阻抗)、振动信号、压力信号及神经网络方法、小波方法、鲁棒智能检测与诊断方法实现了液压系统、液压泵、液压舵机等的故障诊断^[19]。

目前,我国液压装备保障仍采用定期维修和事后维修制度,大量的人力、物力和财力都投入到故障检测、诊断和修复中,它仅是被动的维修方式,不能准确预测在未来任务阶段何时出现故障、出现什么故障、如何避免和快速实施维修,因此造成大量的过度维修。进入21世纪,随着我国大型飞机研制计划的逐步实施,飞机液压系统故障预测与健康管理技术成为制约我国飞机液压系统可靠性和寿命的瓶颈。目前,我国自行研制的飞机液压系统仅能实现液压系统压力监控,离准确故障定位、故障预测和自主后勤保障尚有很大的距离。为了提高飞机系统的可靠性和综合保障能力,在我国新一代大型军用运输机和大型客机的研制中,均明确提出要装备飞机液压系统故障预测和健康管理系統,以适应二级维护体制的需要,从而使大型客机永保“健康”,以及保证大型运输机处于“战备完好”状态,进而提高我国武器装备的作战能力和综合保障能力。

与此同时,我国船舶、核能、电力、交通和工程机械等行业对故障预测与健康管理系统的需要也越来越迫切,特别对于投资巨大、结构复杂、可靠性要求高的工程系统,迫切需要能够及时捕获故障先兆信息、准确进行故障定位,以及进行故障预测与对故障的防范,避免故障蔓延及传递造成灾难性事故发生,安全顺利完成任务。

1.1.3 国内外液压系统故障预测技术的发展历史

1. 国外故障预测技术的发展现状

PHM系统的核心功能之一就是可以进行故障预测。故障预测技术并不是一门崭新的技术,早在1979年Saeks^[21]等人就开始了研究,但发展一直比较缓慢。由于围绕故障预测技术的很多概念尚未给出形式化定义,因此还没有关于该技术的统一定义。Hess^[22]提出的关于故障预测技术的定义较为常用,且具有一定的指导意义。他指出:故障预测技术是针对设备的初始故障状态或附属元件的失效状态,提供早期的检测和隔离能力,并且管理和预报设备由该故障状态向失效状态进展情况的技术和手段。以航空航天和军工领域为应用背景,美国 and 许多发达国家均在积极开展故障预测技术的研究。从公开发表的文献[23, 24]看,国外对于故障预测技术的研究已经从方案设计阶段进入到了全面实施和验证阶段,一系列与故障预测技术相关的研究计划已全面启动。美国国防部、空军等军事部门和NASA等纷纷开展相关研究工作,很多跨国公司和著名大学也参与进来,如波音公司、格鲁门公司、通用动力等公司和佐治亚理工大学、宾夕法尼亚大学、马里兰大学、康涅狄格大学等高等院校。

对于故障预测实现方法的分类,目前尚不统一^[25, 26]。从实际研究中应用较为广泛的理论、方法和技术路线来看,主要可以分为:基于模型的故障预测技术(Model-based approaches),基于知识的故障预测技术(Knowledge-based approaches)和基于数据的故障预测技

术 (Data-driven approaches) 三大类。

(1) 基于模型的故障预测技术 应用基于模型的故障预测技术的前提是已知对象系统的数学模型, 这些模型通常由一定的领域专家给出, 经过大量的数据验证, 通常比较精确。其典型代表是基于随机滤波理论的故障预测。

随机滤波理论在故障预测中最典型的应用, 就是递推贝叶斯滤波算法。递推贝叶斯滤波算法的核心是对系统变量的后验概率密度进行估计, 而系统变量的后验概率密度包含了滤波问题所需的全部信息。递推贝叶斯滤波算法从理论上给出了预测问题求解的方法, 但对于大多数实际系统而言, 很难求得贝叶斯估计的解析解。卡尔曼滤波 (Kalman Filtering, KF) 算法可以视为递推贝叶斯滤波算法在线性系统中的实现形式。由于经典卡尔曼滤波方法只能用于线性系统的滤波问题, 而实际系统通常为非线性系统, 因此其应用范围十分有限。对于非线性滤波问题的实现主要有以下两种技术途径: ①将非线性环节进行线性化, 对高阶项采用忽略或逼近措施; ②用采样方法近似求取非线性函数的概率密度分布。

递推贝叶斯滤波算法关于非线性滤波问题的第一种技术实现途径的典型代表是扩展卡尔曼滤波 (Extended Kalman Filtering, EKF) 方法, 其思想是将非线性函数 (系统的状态方程和观测方程) 在状态变量的滤波估计值附近进行泰勒级数展开, 对展开式取其一次项得到系统的近似线性化方程, 然后利用线性滤波理论中的有关成果导出有限范围内的近似滤波估计值。S. Tangirala^[27] 等人针对旋转机械轴承系统的疲劳故障问题提出了一种基于 EKF 的故障预测方法。对于存在有限观测噪声干扰的对象系统, 该方法通过对其模型添加一项成型滤波器方程进行状态增广, 构成一个新的增广系统状态方程。结合增广系统的状态方程, 采用 EKF 算法可以估计未来时刻增广系统所对应的系统变量的一阶和二阶统计特性。在增广系统变量服从高斯分布的假设下, 即可获得原系统变量的未来时刻随机分布的全部统计特性, 从而估计出故障系统的剩余使用寿命。对 EKF 思想的进一步发展, 出现了多种广义二阶 EKF 算法。相对于基本 EKF 算法, 二阶方法考虑了泰勒级数展开的二次项, 因此减少了由于线性化所引起的估计误差, 提高了对非线性系统的滤波精度。但相对于基本 EKF 方法, 其计算量和实现的复杂性也大大提高, 因此其在故障预测领域的应用范围较为有限。

尽管 EKF 方法得到了广泛应用, 但其仍存在局限性, 即: ①必须满足小扰动假设, 也就是说 EKF 只适用于弱非线性系统, 对于强非线性系统小扰动假设不成立, 此时其滤波性能极不稳定甚至发散; ②必须计算 Jacobin 矩阵及其幂矩阵, 运算量巨大, 难于实现。

对于递推贝叶斯滤波算法关于非线性滤波问题的第二种技术实现途径, 由于近似非线性函数的概率密度分布比近似非线性函数更容易, 使得应用采样方法获取近似非线性分布来解决非线性滤波问题的途径在近期得到了广泛应用, 主要有以无迹卡尔曼滤波为代表的确定性采样滤波方法和以粒子滤波为代表的随机采样滤波方法。

无迹卡尔曼滤波 (Unscented Kalman Filtering, UKF) 算法是通过非线性变换 U 变换对非线性模型的状态均值和方差进行递推和更新, 其核心是认为状态概率密度分布可以通过能完全表达状态变量密度函数的均值和方差的有限个样本点来描述。UKF 和 EKF 的计算量相当, 并具有相同的算法结构, 但其性能优于 EKF; 同时 UKF 采用了确定性采样, 避免了粒子滤波算法的粒子退化问题。但是 UKF 算法的应用前提是系统状态必须满足高斯分布假设。对于实际问题中广泛存在的非高斯分布状态模型, 若仍采用均值和方差表征状态概率分布, 将导致滤波性能的下降。D. Chelidze^[28] 等人将相空间重构算法和 UKF 算法相结合构成了一

种新的故障预测算法。该方法引入了两个独立的状态变量,分别表征系统的工作状态和故障状态,并假设故障状态的变化相对于工作状态的变化是一个缓慢的过程。通过重构正常状态下的系统输入、输出数据对应的相空间,可以获得系统正常工作状态下的参考模型。采用原系统的故障状态变量作为状态变量构成一个新系统状态方程,原系统真实输出与其参考模型输出的残差作为观测值构成新系统的观测方程。对新系统方程应用 UKF 算法即可预测元系统故障状态的变化过程。

粒子滤波(Particle Filtering, PF)算法是一种基于蒙特卡罗仿真和递推贝叶斯估计的滤波方法,相对于 UKF 算法,PF 算法不受模型线性、高斯假设的约束,理论上能适用于任意非线性、非高斯动态系统的滤波问题^[29]。

综上所述,基于模型的故障预测算法具有能深入对象系统本质的性质和实现实时故障预测的特点,并且对象系统的故障特征通常与模型参数紧密联系。随着对设备故障演化机理的逐步深入,模型可以被逐渐修正来提高其预测精度。但是,在实际工程应用中,通常要求对象系统的数学模型具有较高精度,而对于复杂的动态系统通常难以建立精确的数学模型。因此,基于模型的故障预测方法在实际应用中的应用范围和使用效果均受到限制。

(2) 基于知识的故障预测技术 由于在实际工程应用中,常常无法获得对象系统的精确数学模型,这就大大限制了基于模型的故障预测方法的使用范围。而基于知识的故障预测技术不需要对象系统的精确数学模型,同时能够有效表达对象系统相关领域专家的经验知识,因此是有生命力的一类方法。基于知识的故障预测方法的典型代表是专家系统和模糊逻辑。

专家系统是将人类专家的知识经验以知识库的形式存入计算机,并模仿人类专家解决问题的推理方式和思维过程,运用这些知识和经验对现实中的问题作出判断和决策。因此,可以认为专家系统是一个使用知识和推理的智能计算机程序,专家系统也是人工智能领域最主要的研究内容之一。故障诊断是专家系统一个传统的应用领域^[30],而近年来专家系统也被用在故障预测技术的研究中。CASSANDRA^[31]是一种故障预测专家系统,它被用来在线监测和评估工业设备的工作和健康状态。PROMISE (Prognostic and Intelligent Monitoring Expert System)^[32]是罗马大学机械工程学院研制的故障预测与智能监测专家系统,该系统能实时生成关于设备故障发生及其严重程度的信息,预报将来一段时间内会检测到的及可能产生的故障的相关情况,并将这些信息及相应的维修建议报告给工厂管理人员。专家系统在故障预测技术研究领域中的应用还表现为与其他技术手段的结合,如与神经网络技术的结合^[27]等。专家系统本身存在着不易克服的缺陷,如知识获取的瓶颈问题。一方面,由于专家系统的知识有一定的局限性;另一方面,规则化表述专家知识也有相当大的难度。这两个原因造成了专家系统知识库的不完备,表现为当遇到一个没有相关规则与之对应的新的故障现象时,系统显得无能为力。另外,专家系统在运行过程中不能从推理的实例中获得新的知识,并且对一些疑难的故障和系统设计的一些边缘问题求解显示出其脆弱性。

在很多工程技术领域,还存在着许多模糊概念,有的是以语言表达的主观模糊概念,有的是由于客观上信息的不完全带来的模糊,又或由于测量、加工及建模精度等原因造成的模糊。模糊逻辑提供了表达和处理模糊概念的机制,由于其具有处理不确定性信息的能力,模糊理论和模糊逻辑为解决故障预测问题提供了重要的理论方法和实现工具。模糊预测系统最大的特点是其模糊规则库可以直接用专家知识来构造,因而能充分利用并有效处理专家语言

和经验,而且一个适当设计的模糊逻辑系统可以在任意精度上逼近某个给定的非线性函数。单独使用模糊模型进行故障预测的实例还不多,一般将模糊模型与其他模型相结合(如模糊神经网络故障预测),以期获得更好的应用效果。

综上所述,基于知识的故障预测技术的最大优势是能够充分利用对象系统有关的领域专家的知识 and 经验。但是,基于知识的故障预测技术更适合于定性推理,而不太适合于定量计算,因而在实际应用中具有局限性。

(3) 基于数据的故障预测技术 在许多预测问题中,建立复杂设备的精确数学模型是不经济甚至不可能的,同时领域专家的经验知识又无法进行有效地表达,那么设备的历史工作数据就成为了解设备性能下降的主要途径甚至唯一途径。基于数据的故障预测方法的基本思想就是通过对历史数据在一定费用函数的约束下进行学习得到一定数学模型关系,逼近对象数据中所隐含的映射机制,从而利用该数学模型进行预测^[33]。根据学习时所采用的模型类型不同,该方法可以分为采用线性模型和非线性模型学习的两大类方法。采用线性模型进行学习的典型代表是一系列经典时间序列分析方法;采用非线性模型学习的典型代表为:灰色模型和机器学习(神经网络、支持向量机)等方法。

1) 基于经典时间序列分析的故障预测方法。自 1970 年 Box 和 Jenkins 的《Time Series Analysis: Forecasting and Control》^[34]一书问世以来,经典时间序列分析方法的研究和应用得到飞速发展。经典时间序列方法将数据看成一个随机序列,根据相邻观测值所具有的依赖性建立线性数学模型来拟合时间序列。在实际应用中,最常用的拟合模型是自回归(Auto-Regressive, AR)模型。用已知序列数据对模型中的线性表达参数进行拟合,然后将获得的拟合参数代入 AR 模型中即可进行时间序列预测。

经典时间序列分析方法经过几十年的发展,已经非常成熟,并应用到了社会生活中的各个领域。基于经典时间序列分析的故障预测方法,其最大优势是预测过程耗时非常短,很符合在线短期故障预测的需求。但是,该方法采用线性模型来拟合数据序列,从本质上不适用于非线性系统,故在实际应用中只对短期预测结果有意义。

2) 基于灰色理论的故障预测技术。设备故障征兆与故障之间存在着明显的不确定性和灰色性,这类系统是典型的灰色系统。基于这样的认识,应用灰色理论对设备一些关键参数的测试数据建立灰色预测模型,用来预测系统未来一段时间内的状态变化情况,就是目前主要的灰色理论在故障预测研究中的应用形式。

灰色理论是根据系统的行为特征数据,找出特征之间和其自身的数学关系或变化规律,建立一种描述被研究系统的动态变化特征的模型^[35]。有文献指出,对于非负的数据序列,通过累加可以弱化其随机性、增强规律性,使生成的序列呈指数增长规律。在该理论的基础上,通过对原始数据序列进行累加后,得到规律性较强的累加序列,再用指数曲线去拟合累加序列,从而得出对原始数据序列的预测值。

用来进行故障预测的灰色预测模型主要是单参数预测模型 GM(1, 1) 和多参数预测模型 GM(1, N),其中单参数预测模型可以被视为多参数预测模型的特例。应用灰色理论进行参数建模不需要统计特征量,能适用于任何非线性变化的预测,尤其比较适合于小样本、短时期的系统参数预测建模;但传统灰色预测模型并不适用于中长期预测,等维新息灰色预测方法是对传统灰色预测方法的改进,而原始数据序列的光滑度也对灰色预测得的结果有着较大影响。提高数据序列光滑度,同时采用等维新息灰色预测方法,可以有效提高灰色预测

模型在中长期故障预测中的精确度。

3) 基于机器学习的故障预测技术。机器学习的主要思想是从观测数据出发寻找规律,并利用这些规律对未来数据或无法观测的数据进行预测。学习的目的是根据给定的训练样本求解系统输入、输出之间的依赖关系。机器学习应用于故障预测技术问题研究的典型形式是神经网络和支持向量机。

人工神经网络(Artificial Neural Networks, ANN)是由大量简单的处理单元(神经元)广泛互联而成的非线性、自适应、自组织网络,它是对人脑神经网络某种程度上的简化、抽象和模拟,而并非真实实现。ANN理论是巨信息量并行处理和大规模平行计算技术的基础,神经网络既是高度非线性动力学系统,又是自适应组织系统,可以用来描述认知、决策及控制的智能行为。神经网络的工作方式分两个阶段:学习阶段和执行阶段。学习阶段是指神经网络自我完善阶段,网络按照一定的学习规则改变网络结构和神经元连接权值,使目标函数能更好地符合;在执行阶段,网络的结构和连接权值保持不变。神经网络技术应用于故障预测研究的实例有很多。S. Zhang^[36]等人使用自组织神经网络进行故障发展的多变量趋势跟踪,从而预测轴承系统的剩余使用寿命。P. W. Tse^[37]等人使用回归神经网络(Recurrent Neural Networks, RNN)预测设备工作状态的发展趋势。

神经网络在故障预测研究中还经常与其他技术相结合,衍生出多种特殊形式的神经网络,诸如小波神经网络(Wavelet Neural Networks, WNN)、模糊神经网络(Fuzzy Neural Networks, FNN)等。这些特殊的神经网络既继承了传统神经网络结构的优势,又在一定程度上克服了其不足之处,因而在故障预测研究中取得了很好的效果。

P. Wang^[38]等人使用了一种动态小波神经网络把传感器监测数据转化为对象系统故障特征随时间的演变模型从而预测机械轴承的剩余寿命。首先使用具有不同裂纹程度轴承的振动信号数据训练小波神经网络模型,然后再将该模型应用于轴承裂纹演变过程的故障预测。他们通过实验数据证明了使用小波神经网络的预测效果要好于使用AR模型,并给出了评价故障预测系统性能指标的标准。W. Q. Wang^[39]等人分别采用回归神经网络和模糊神经网络对旋转机械故障预测问题进行了研究,并对两者的预测结果进行了对比,指出在对模糊神经网络进行适当训练的条件下,其故障预测结果要优于回归神经网络的预测结果。

神经网络技术在故障预测领域取得了良好的应用效果,但是神经网络技术也存在着先天不足。神经网络学习缺乏严密的理论体系指导,在实际应用中,往往需要经过大量费时费力的实验摸索才能确定合适的神经网络模型、算法及参数设置,其应用效果完全取决于使用者的经验。使用神经网络技术的过程中很难将领域专家的经验知识加入预测系统中,并且神经网络预测的过程对于操作者而言是一个黑箱,预测推理行为难于解释。神经网络还存在学习速度慢、易陷入局部极小点等技术难点。另外,神经网络的过学习问题也是比较典型的一类问题;研究人员发现,训练误差过小反而会导致推广能力下降,即真实风险加大,这就是过学习问题。在有限样本情况下,神经网络的学习精度和推广能力之间的矛盾几乎是不可调和的,虽然采用复杂的学习机器容易使学习误差更小,但往往丧失了推广能力。因此,我们需要一种能够指导我们在小样本情况下建立有效学习和推广方法的理论。

统计学习理论的发展和完善为此问题的解决提供了坚实的理论基础和有效的学习方法。统计学习理论具有完备的理论基础和严格的理论体系,其核心思想是通过控制学习机器的容量实现对推广能力的控制。在这一理论体系下诞生的支持向量机(Support Vector Machine,

SVM) 技术是一种新的通用机器学习方法, 特别适合于训练样本较少的情况, 被认为是一种非常有前途的机器学习方法。SVM 与传统的神经网络学习不同, 它实现了结构风险最小化的归纳原则, 取得了较小的实际风险, 即对未来样本具有较好的泛化能力^[40]。

基于 SVM 的故障预测技术的基本思想与基于神经网络的故障预测技术类似, 即通过所谓的 SVM 回归模型逼近重构系统的预测模型。不同的是, 基于 SVM 的故障预测是通过一个非线性映射将对象系统特征参数映射到一个高维特征空间, 并在该高维特征空间采用线性模型学习的方法重构原系统预测模型, 从而对系统特征参数的变化情况进行预测。

相对于神经网络, SVM 应用于故障预测领域的实例还不是很多。但是有研究表明, 它正越来越受到重视, 代表着一个新的研究方向。SVM 方法应用于故障预测研究的主要优点是: 专门针对小样本情况; 得到的将是全局最优解, 解决了在神经网络方法中无法避免的局部极值问题; 将实际问题通过非线性变换转换到高维特征空间, 保证了 SVM 具有良好的推广能力, 同时解决了维数灾难问题。SVM 的应用研究虽然已经取得了一些阶段性成果, 但是 SVM 也有一些问题需要深入研究: SVM 的性能依赖于核函数的选择, 如何选择合适的核函数来满足机械设备的非线性非平稳条件值得探讨; SVM 的训练和测试速度有时很慢, 还需要进一步研究改进算法以适应设备故障预测的实时性要求。

综上所述, 基于数据的故障预测技术不需要对象系统的数学模型和领域专家的经验知识, 而是以采集的数据为基础, 通过各种数据分析处理方法挖掘其中的隐含信息进行预测操作, 从而避免了基于模型和基于知识的故障预测方法的缺点, 成为了一种较为实用的故障预测方法。但是, 实际应用中一些关键设备的典型数据(历史工作数据、故障注入数据以及仿真试验数据)的获取代价通常十分高昂, 而且所获得的数据往往具有很强的不确定性和不完整性。这些问题都加大了实现故障预测技术的难度。

2. 国内故障预测技术发展现状

目前, 国内关于故障预测技术方面的研究成果不是很多, 各种故障预测方法仍可以分为基于模型的故障预测技术、基于知识的故障预测技术和基于数据的故障预测技术三大类。

在基于模型的故障预测技术方面, 近年来出现了一些基于粒子滤波算法的故障预测技术, 即针对传统粒子滤波算法应用中的各类问题和局限性, 国内学者提出了改进的措施。同时也有学者针对传统卡尔曼滤波算法在非线性系统中应用的局限性, 提出了改进措施。

张磊^[41]等人提出了一种基于粒子滤波的故障预测算法。在算法的状态估计阶段, 采用联合估计和粒子滤波同时估计对象系统故障演化模型状态和未知参数的后验分布。在算法的状态预测阶段, 采用了两种不同的计算方法: 一种方法是对状态变量当前时刻的后验分布进行迭代采样, 从而获得未来时刻的状态变量的先验分布; 另一种方法是采用数据驱动的方法预测未来一段时间内对象系统的量测信息, 从而将未来时刻状态变量的先验分布的预测问题转化为一个求解后验分布的估计问题。采用高斯混合模型近似随机变量分布密度, 从而将两种方法的计算结果在一个统一的预测框架之下进行有效交互, 进一步提高了预测的准确性和可靠性。在算法的决策阶段, 在获取的故障演化模型状态变量分布基础上, 结合一定的故障判据近似计算出对象系统的剩余寿命分布。张琪^[42]等人针对样本贫化会严重影响再采样粒子滤波故障预测算法对故障的预测能力这个问题, 提出了一种基于权值选优粒子滤波器的故障预测算法。按照粒子权值的大小, 从大量的粒子中选择出比较好的粒子用于滤波, 以增加样本的多样性, 从而缓解样本贫化问题, 提高再采样粒子滤波故障预测算法的跟踪能力。仿