

Intelligent Fault Diagnosis and Prognostics
Technology for Inertial Measurement Unit

惯性测量组合

智能故障诊断及预测技术

王宏力 何星 陆敬辉 姜伟 冯磊 著



國防工業出版社
National Defense Industry Press

惯性测量组合智能故障 诊断及预测技术

Intelligent Fault Diagnosis and Prognostics Technology for
Inertial Measurement Unit

王宏力 何 星 陆敬辉 姜 伟 冯 磊 著

国防工业出版社

· 北京 ·

内 容 简 介

本书以作者及团队近 10 年来在惯性导航和故障诊断等方面从事学术、科研和教学工作中的成果为基础,主要针对惯性导航系统关键部件——惯性测量组合的故障诊断与预测技术总结归纳加工而成。

本书内容新颖,突出理论创新和应用,适合从事惯性测量组合等复杂机电系统状态监测与故障诊断、故障预测及健康管理、维护工作的工程技术人员和研究人员参考、阅读,也可作为高等院校自动化系统工程、可靠性工程等相关专业的研究生教材。

图书在版编目(CIP)数据

惯性测量组合智能故障诊断及预测技术/王宏力等著. —北京:国防工业出版社, 2017.5

ISBN 978-7-118-11251-1

I. ①惯... II. ①王... III. ①惯性测量系统-故障诊断 IV. ①P227.9

中国版本图书馆 CIP 数据核字(2017)第 107922 号

※

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)

三河市德鑫印刷有限公司印刷

新华书店经售

*

开本 787×1092 1/16 印张 14 $\frac{1}{4}$ 字数 392 千字

2017 年 5 月第 1 版第 1 次印刷 印数 1-2000 册 定价 69.00 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

前 言

惯性导航技术是利用惯性敏感元件（陀螺仪、加速度计）测量载体相对惯性空间的线运动和角运动参数，在给定的初始条件下，输出载体的姿态参数和导航定位参数。惯性导航系统以其完全自主、全天候工作、隐蔽性和实时性好、抗干扰能力强等独特优点，在航空、航天领域得到了广泛的应用，特别是军事领域，惯性导航技术的发展水平直接反映一个国家高端武器装备现代化的程度。

自主导航技术的发展对系统可靠性和安全性提出了更高的要求，惯性测量组合作为惯性导航系统的核心部件，其性能的好坏直接决定导航的精度。但由于受制造工艺、使用寿命及工作条件的影响，惯性测量组合出现异常和故障现象非常频繁，且随着服役时间的增长，故障率呈逐年升高趋势。目前，针对惯性测量组合的故障诊断与维修能力，虽有了长足的进步，但由于问题的复杂性，仍然主要依赖交叉试验等传统方法和技术专家的经验知识，存在故障检测与隔离相对滞后、对技术人员自身要求高、系统健康状况判别困难等诸多不足。近20年来，随着传感器、信号处理、数理统计、模型优化、人工智能等技术或理论不断发展，以故障诊断和预测、预测维护等作为关键问题的预测与健康管理的（Prognostics and Health Management, PHM）技术得到了国内外学者的广泛关注和长足发展。本书正是从这点出发，以近年来国内外相关方面的研究成果为基础，结合笔者长期从事惯性导航和故障诊断方面的学术、科研和教学工作中获得的成果和心得，试图对惯性测量组合智能故障诊断、故障预测及预测维护等领域所涉及的主要问题进行理论概括和技术总结，供相关领域的科技工作者阅读参考。我们深信，本书的出版对进一步提升我国惯性导航系统维修保障能力的现代化、智能化水平必将起一定的推动作用。

全书共分为7章。第1章绪论，主要对智能故障诊断、预测、剩余寿命估计方法的概念、研究现状进行介绍；其次，介绍了惯性测量组合的组成、功能、工作原理。第2章多信号建模，主要介绍了多信号模型的基本理论和基于TEAMS环境的惯性测量组合的多信号建模及测试性分析改进设计。第3章基于计算智能的惯性测量组合（IMU）诊断策略优化，以惯性测量组合多信号模型为基础，详细介绍了基于人工智能方法的测试集优化、故障诊断策略优化。第4章基于人工智能方法的惯性测量组合模拟电路故障诊断，针对返厂维修对象集中在惯性测量组合内部模拟电路的故障问题，重点讨论了几种利用人工智能进行模拟电路元件级故障诊断方法，并应用于惯性测量组合实际故障诊断中。第5章基于数据驱动的惯性测量组合智能故障预测，着眼于视情维修需要，重点介绍了几种适用于惯性测量组合故障离线预测以及不同样本情况下在线预测的算法。第6章基于退化过程建模的惯性测量组合剩余寿命在线估计，对退化过程建模进行了介绍，并重点介绍了几种隐含退化过程剩余寿命在线估计方法。第7章基于可变成本的惯性测量组合实时预测维护与备件订购模型，着眼于降低维护成本以及实现快速维护决策，重点讨论了两种可变成本下的预测维护与备件订购模型的构建。

作者及其课题组自“十一五”以来，先后承担多项与惯性导航、多传感器信息融合、故障诊断技术相关的研究项目，包括总装预研基金、军内科研课题、装备维修改革项目等，取得了多项研究成果，获得军队科技进步二等奖、三等奖各1项，申报国家发明专利1项，在国内外学术期刊及国际会议上发表学术论文50余篇。

本书在编写过程中参阅和摘引了国内外许多前人的著作和论文，在此谨致谢意。需要特别指出的是，本书的很多内容直接引用了研究团队中历届博士生、硕士生的研究成果，他们包括侯青剑博士和樊大地、李寅啸、张忠泉等硕士，感谢他们的聪明才智、辛勤劳动和无私奉献为本书增加的新亮点。

本书的撰写得到了火箭军工程大学科研部、控制工程系和制导教研室的各级领导、同事的鼓励支持及2110三期“控制科学与工程”重点学科建设的经费资助，在此表示感谢。同时，还要感谢图像星光制导实验室的由四海、何贻洋、黄鹏杰、张涛、张尧、许强等同事的细致校对和默契配合。此外，国防工业出版社在图书出版过程中给予了大力支持。在本书正式出版之际，谨向他们表示衷心的感谢。

由于作者理论水平有限，以及所做研究工作的局限性，书中难免存在不妥之处，恳请广大同行、读者批评指正。

作者

2016年11月

目 录

第1章 绪 论

1.1 引言	1
1.2 故障诊断方法概述	2
1.2.1 故障诊断的概念	2
1.2.2 基于多信号模型的故障诊断研究现状	4
1.2.3 基于人工智能的模拟电路故障诊断研究现状	7
1.3 故障预测方法概述	11
1.4 剩余寿命估计方法概述	12
1.4.1 基于机理模型的剩余寿命估计方法	13
1.4.2 数据驱动的剩余寿命估计方法	13
1.4.3 剩余寿命估计在预测维护中的应用	20
1.5 惯性测量组合	21
1.5.1 惯性导航的基本原理	21
1.5.2 惯性测量组合的组成	23
1.5.3 惯性测量组合的工作原理及功能	23
1.6 本书结构安排	23
参考文献	25

第2章 多信号模型建模

2.1 引言	34
2.2 多信号建模理论与建模方法	34
2.2.1 多信号建模理论	34
2.2.2 多信号建模方法	36
2.3 测试性工程与维护系统 (TEAMS)	38
2.3.1 TEAMS 的功能与组成	38
2.3.2 基于 TEAMS 的测试性分析	40
2.3.3 基于 TEAMS 的故障诊断策略	42
2.4 惯性测量组合多信号模型的构建	43
2.4.1 建模原则	43
2.4.2 本体多信号建模	44

2.4.3	电子箱多信号建模	46
2.4.4	二次电源多信号建模	47
2.4.5	模型合成及属性设置	50
2.5	惯性测量组合测试性分析与改进	51
2.5.1	测试点的选取及测试设置	51
2.5.2	惯性测量组合固有测试性分析	53
2.5.3	改进测试性分析	54
2.6	小结	55
	参考文献	55

第3章 基于计算智能的惯性测量组合诊断策略优化

3.1	引言	57
3.2	测试集优化方法	57
3.2.1	测试集优化的数学描述	57
3.2.2	测试性指标	58
3.2.3	粒子群优化算法概述	58
3.2.4	基于多维并行免疫离散粒子群优化算法的 IMU 测试集优化	61
3.2.5	基于多维动态翻转离散粒子群算法的 IMU 测试集优化	67
3.3	诊断策略优化方法	73
3.3.1	惯性测量组合故障树的构建	74
3.3.2	惯性测量组合故障树诊断策略优化	77
3.3.3	基于蚁群算法优化的惯性测量组合相关矩阵诊断策略	82
3.4	小结	93
	参考文献	93

第4章 基于人工智能方法的惯性测量组合模拟电路故障诊断

4.1	引言	95
4.2	基于人工神经网络的模拟电路故障诊断	95
4.2.1	神经网络的故障诊断能力	95
4.2.2	径向基函数神经网络	96
4.2.3	基于遗传 RBF 网络的惯性测量组合模拟电路故障诊断	96
4.2.4	基于经验模式分解和神经网络的 IMU 模拟电路故障诊断	100
4.3	基于支持向量机的模拟电路故障诊断	104
4.3.1	支持向量机基本理论	104
4.3.2	层次聚类 LSSVM 多分类算法	106
4.3.3	基于层次聚类 LSSVM 的惯性测量组合模拟电路故障诊断	109
4.3.4	基于故障残差和 SVM 的惯性测量组合模拟电路故障诊断	113
4.4	基于极端学习机的模拟电路故障诊断	119
4.4.1	ELM 基本理论	119
4.4.2	基于优选小波包和 ELM 的模拟电路故障诊断	120

4.4.3 基于固定尺寸序贯极端学习机的模拟电路在线故障诊断	124
4.5 基于信息融合的模拟电路故障诊断	134
4.5.1 信息融合的级别	134
4.5.2 基于特征级信息融合的故障诊断	136
4.5.3 基于响应曲线有效点的特征提取方法	137
4.5.4 改进的模糊聚类特征压缩算法	137
4.5.5 诊断实例	140
4.6 小结	146
参考文献	146

第5章 基于数据驱动的惯性测量组合智能故障预测

5.1 引言	148
5.2 基于数据驱动的故障预测方法	148
5.3 基于支持向量机的惯性测量组合故障预测	149
5.3.1 最小二乘支持向量机回归	149
5.3.2 基于 EMD - LSSVM 的故障预测方法	150
5.3.3 基于进化交叉验证与直接支持向量机回归的故障预测方法	155
5.4 基于极端学习机的惯性测量组合故障预测	161
5.4.1 基于极端学习机的惯性测量组合多尺度混合预测方法	162
5.4.2 基于改进集合在线序贯极端学习机的惯性测量组合故障预测	166
5.5 基于小样本条件下的惯性测量组合故障预测	173
5.5.1 结构自适应序贯正则极端学习机	173
5.5.2 实例验证	176
5.6 小结	179
参考文献	180

第6章 基于退化过程建模的惯性测量组合剩余寿命在线估计

6.1 引言	182
6.2 基于半随机滤波和 EM 算法的剩余寿命在线估计	183
6.2.1 问题描述	183
6.2.2 基于半随机滤波的估计模型	184
6.2.3 参数在线估计算法	187
6.2.4 惯性测量组合剩余寿命估计的仿真试验	190
6.3 基于隐含线性退化过程建模的剩余寿命在线估计	193
6.3.1 状态空间模型与剩余寿命估计	193
6.3.2 参数估计	197
6.3.3 惯性测量组合剩余寿命估计的仿真试验	199
6.4 基于隐含非线性退化过程建模的剩余寿命在线估计	203
6.4.1 问题描述与剩余寿命估计	204
6.4.2 参数在线估计算法	209

6.4.3 惯性测量组合剩余寿命预测的仿真试验	211
6.5 小结	213
参考文献	213

第7章 基于可变成本的IMU实时预测维护与备件订购

7.1 引言	216
7.2 第一种基于可变成本的预测维护模型的构建	217
7.2.1 长期运行成本方差	217
7.2.2 预测维护决策目标函数	218
7.3 第二种基于可变成本的预测维护模型的构建	219
7.3.1 长期运行成本方差	219
7.3.2 预测维护决策目标函数	219
7.4 备件订购模型的构建	221
7.5 惯性测量组合预测维护的仿真试验	222
7.5.1 问题描述	222
7.5.2 试验结果	222
7.6 小结	226
参考文献	226

第1章 绪 论

1.1 引 言

随着科技的快速发展和新技术、新工艺的不断涌现,现代武器装备的集成化和智能化程度不断提高,但同时也导致故障频发且排查更加困难,这对武器装备的维修保障能力提出了更高的要求。传统的故障诊断技术不仅要耗费大量的人力和财力,而且出现误诊和虚警概率较高,已无法满足日益复杂化、智能化及光机电一体化的武器系统的维修保障需求。近年来,随着人工智能和智能计算方法的快速发展,以基于视情维修(Condition-based Maintenance, CBM)发展起来的故障预测与健康管理(Prognostics and Health Management, PHM)为代表的智能故障诊断与预测技术越来越受到重视。特别是在军事领域,针对武器装备的智能故障诊断与预测技术受到美国和西欧等军事强国的青睐,近年来已逐步应用于战斗机、海军舰艇等军事装备上,显著提高了维修保障效率并有效降低了维修成本^[1,2]。在我国,该项技术已被国家高技术研究发展计划(“863计划”)列入优先发展的专题,同时也是我国“十三五”科研规划和国家自然科学基金中的重要研究课题。

惯性测量组合(Inertial Measurement Unit, IMU)作为导弹控制系统的核心部件,被视为导弹的“眼睛”,是一种应用惯性仪表构成的惯性测量装置或惯性测量系统。惯性测量组合是电子和机械相结合的高科技精密仪器,由于制造工艺的限制、使用寿命及工作条件的影响,故障的产生是不可避免的,而且随着武器系统服役时间的增长,惯性测量组合故障率呈逐年升高趋势。目前,针对惯性测量组合的故障诊断与维修能力虽有了长足的进步,但是仍然主要依赖交叉试验等传统方法和技术专家的经验知识,存在故障检测与隔离相对滞后、对技术人员自身要求较高、系统健康状况判别困难等诸多不足,而且故障定位的快速性和实时性与实际需求还存在一定差距。

此外,导弹武器是属于“长期储存,一次使用”的产品,一旦使用便是其寿命的终结。在导弹武器系统的寿命周期中,大部分时间属于储存状态(系统处于不工作状态),储存过程中的正常维修保障活动需要大量的费用支持,通常能占到全寿命成本中的20%左右。维修活动安排及维修资源管理的不当,将会增加全寿命成本甚至造成不可弥补的损失。PHM作为新兴的技术已被工程实践证明,可以减少维修保障费用、提高设备的可靠性和安全性、降低失效事件发生的风险,对于军事、航空航天等安全性、可靠性要求较高的领域至关重要^[3,4]。因此,借助各种先进的智能算法和智能模型开展惯性测量组合的故障诊断与预测方法研究,快速准确地对惯性测量组合出现的故障进行隔离与定位,并根据状态监测信息对其性能变化趋势进行预测,以便技术人员在故障发生之前及时采取维护措施,对保证惯性测量组合的完好率和任务完成率,降低维修成本具有重要的意义。另一方面,惯性测量组合实际运行过程中受到各种环境因素的影响,随着运行时间的增长,惯性测量组合性能会随之发生变化,经过一定的累积,会导致其性能发生退化,当累积到一定程度时,最终导致失效(退化型失

效)。因此,通过监测惯性测量组合的关键参数的性能退化数据,建立退化模型、估计健康状态,进而预测其剩余寿命(Remaining Useful Lifetime, RUL),并依据这些信息确定惯性测量组合的最优维护时机、最优检查间隔、备件订购量以及其他后勤管理策略,可以实现经济成本或设备失效风险最小,是另一条经济可行的途径。

综上所述,围绕惯性测量组合智能故障诊断与预测的相关问题,本书主要开展了惯性测量组合的测试性建模与分析、诊断策略优化、模拟电路故障诊断、故障预测、剩余寿命估计及预测维护等方面的研究。论文的研究成果将为惯性测量组合的快速故障维修提供科学的指导和实现的手段,为惯性测量组合的设计、生产和维修单位的技术人员提供有力的技术支持。此外,本书中提出的各种智能故障诊断和预测技术可以较好地移植到其他复杂机电设备中,对提高部队的综合维修保障能力具有显著作用。

1.2 故障诊断方法概述

1.2.1 故障诊断的概念

故障诊断是根据当前所获取的状态信息和历史数据,确定装备或系统的故障性质、程度和部位,简单地说,故障诊断就是寻找故障原因的过程。狭义上的故障诊断主要包括故障的检测、隔离和识别等,而广义上故障诊断还包括故障原因分析、维修决策以及故障趋势预测等内容。

装备的故障诊断伴随着工业生产一起出现,但故障诊断作为一门应用性的综合学科是20世纪60年代以后逐渐发展起来的。依据故障诊断的技术特点,其发展过程可分为以下4个阶段^[4]:

(1) 原始诊断阶段。该阶段开始于19世纪末至20世纪中期,这一时期装备结构相对比较简单,对发生故障的装备主要靠专家或维修技术人员通过感官、经验以及简单的测试仪表进行故障分析、维护和修理。

(2) 基于传感器和计算机技术的诊断阶段。该阶段于20世纪60年代在美国最早出现,这一时期,由于传感器技术和动态测试技术的发展,技术人员可以更加容易地获取到各种诊断信息和数据,加之计算机和信号处理技术的快速发展,极大地提高了装备故障数据的处理效率,使得状态空间分析诊断、时域诊断、频域诊断等状态监测和故障诊断新方法不断涌现出来。这一阶段装备故障诊断技术以信号检测、数据处理和信号分析的方法研究为主要内容。

(3) 智能化诊断阶段。该阶段起始于20世纪90年代初期,这一时期,由于电子技术和信息技术的发展,装备的复杂化、集成化和智能化水平不断提高,传统的诊断技术已无法满足装备维修保障的需要。随着模糊理论、神经网络等人工智能方法以及智能信息处理技术的发展,传统的以信号检测和处理为核心的诊断过程,被以知识处理为核心的诊断过程所取代,装备智能故障诊断实现了理论和实际应用相结合的巨大飞跃,大大提高了诊断的效率和可靠性。

(4) 健康管理阶段。到20世纪90年代中期,随着网络技术的发展,逐步出现了智能维修系统(Intelligent Maintenance System, IMS)和远程诊断与维修技术,开始着重于对装备性能劣化监测、故障预测与智能维修的研究。进入21世纪以来,基于状态维修发展起来的PHM技术受到西方发达国家的重视,并逐步在其武器装备中得到应用。PHM技术的显著特点就是具备故障预测能力,能够确定装备状态变化趋势及正常工作时长,从而制定科学的维修

保障规划,降低维修成本,提高装备的可靠性、战备完好性和任务成功性。实现装备的故障预测与健康管理的:一方面需要借助于先进的传感器及其网络;另一方面依赖于各种智能故障诊断和预测方法。

至此,传统意义上的故障诊断已经逐渐发展到了故障诊断与预测并重的新阶段,世界上主要国家都大力开展了故障诊断与预测技术相关研究。

在国外,美国是最早开展故障诊断技术研究的国家,早在1967年,在美国航空航天局和海军研究所的倡导和推动下,就成立了美国机械故障预防小组,开始有计划地对故障诊断技术进行专题研究。随后,基于故障诊断技术应用产生的巨大经济和军事效益,众多的科研院所、企业及政府部门都投入了该项技术的研究,取得了诸多的研究成果,如大型飞机的飞行器数据综合系统、航天飞机健康监控系统等。目前,美国在全球故障诊断技术应用研究方面居于领先地位。

西欧国家如英国、德国等受美国故障诊断技术的带动和影响,从20世纪60年代末到70年代初开始故障诊断技术的研究后,发展迅速。如1971年英国成立了机器保健中心,极大地促进了该国故障诊断技术的研究和发展,其在飞机发动机监测和诊断方面处于领先地位。其他国家如德国西门子公司开发的监测系统、瑞典SPM仪器公司开发的轴承监测技术等都取得了很好的效果。

日本在20世纪70年代中期开始了故障诊断技术的研究工作,其通过跟踪世界先进国家的发展动向,主要是引进和吸收美国故障诊断技术的研究成果,在此基础上开展具有自身特色的故障诊断技术研究,如开发了机器寿命诊断的专家系统、汽车机组寿命诊断方法等,并注重研制监控和诊断仪器。

在国内,我国从20世纪80年代初期开始故障诊断技术的研究,通过学习和消化吸收国外的先进思想和经验,逐步形成了我国状态监测与故障诊断的研究体系。之后,随着计算机和信息处理技术的发展,国内众多高校和科研机构开展了大量卓有成效的研究,研发出了许多实用化的故障诊断系统,如西安交通大学的“大型旋转机械计算机状态监测与故障诊断系统”、哈尔滨工业大学的“机组振动微机监测和故障诊断系统”、中国运载火箭研究院的“长征二号F运载火箭故障检测处理系统”等。近年来,在人工智能、智能计算和智能信息处理技术发展的带动下,我国故障诊断技术逐步走向成熟,与国外先进国家的差距逐步缩小。

当前,故障诊断领域中的主要研究方向包括故障机理研究、现代信号处理和诊断方法研究、智能综合诊断系统与方法研究以及现代故障预测技术的研究等方面,并出现了多部论述智能故障诊断与预测的专著^[4,5-7]。智能故障诊断与预测研究已成为装备故障诊断技术的一个最有前途的发展方向。

由于现代武器装备在设计之初就对其测试性进行考虑,因此在后期故障诊断和维护过程中可为技术人员获取装备状态信息提供便利。本书研究的惯性测量组合外部具有较为丰富的测试接口,能够满足标定时信息需求,而对于故障定位过程中需要的更多信息则可以通过在其内部功能电路板输出端口增加相应测试点的方法获得。这种基于测试性的故障诊断主要包括测试性建模与分析、测试点优选以及诊断策略生成等主要内容,一般可用于测试接口充足的LRU级或者SRU级的故障诊断;但对于功能板内部电路中的元件级故障以及系统因失效产生的性能退化型故障因缺乏测试接口而难以诊断,这时就需要借助基于信息处理技术的智能故障诊断方法^[3]。下面主要就与本书研究相关的基于多信号模型的故障诊断方法和基于人工智能的模拟电路故障诊断方法的研究现状作以介绍。

1.2.2 基于多信号模型的故障诊断研究现状

1. 多信号建模研究现状

基于建模方法的故障诊断一般可分为4种，即定量模型（如数值模拟、常微分方程等）、定性模型、结构性模型以及依赖性模型^[8]。多信号模型是由康涅狄格（Connecticut）大学 Deb 博士和 Pattipati 教授（IEEE fellow）等在20世纪90年代初提出来的，是一种利用分层有向图表示被测对象的组成单元、测试以及被测对象性能特征之间的相关关系，仅对故障传播建模的一种模型方法^[8,9]。多信号模型本质上相当于将依赖性模型覆盖于结构模型之上，通过设置相应的模块属性来反映系统功能函数特性，详细分析单元内各种功能故障模式，并将故障模式添加到单元中，形成信息流，从而改进了两种建模方法的不足并且保留了其各自优点。

利用多信号模型进行故障诊断是以系统测试性为基础的。测试性是描述系统及设备的检测和隔离故障能力的一种设计特性，对现代武器系统及装备的维修性、可靠性和可用性等都有直接或间接的影响，具有良好测试性的系统和设备，可以及时、快速地检测与隔离故障，提高执行任务的可靠性与安全性，缩短故障检测与隔离时间，进而减少维修时间，提高系统的使用性，降低系统使用保障费用^[10]。

TEAMS 是由美国 QSI 公司基于多信号建模思想开发的一套提供测试性设计分析、诊断指标评估、诊断知识推理和可靠性维修性数据综合的测试性分析与评估软件平台。TEAMS 将建模方法和故障隔离算法集成在一个使用方便的图形用户界面里，能够方便地建立大型复杂、可重构、带有故障容错的多重系统模型，并完成验证、分析和修改工作。

在国外，TEAMS 已经在航空、国防、空间科学和商业等军事和民用领域得到广泛应用^[11-13]。在军事领域，如美国空军的飞机系统故障预计及解决方案、美国海军的高温制动系统故障预计等。民用领域，如 NASA - Ames 研究中心的飞行器状态管理系统以及克莱斯勒公司的代理业务高级诊断智能程序等。具体的应用如表 1.1 所列。

表 1.1 TEAMS 在国外军事和民用领域得到应用的项目

公司名称/投资方代理	项目名称
美国空军	飞机数据总线预计解决方案
	飞机总线故障预计及状态管理的在线监控和数据分析程序
波音公司	阿帕奇 AH - 64D 直升机飞机综合引擎诊断系统（IEDS）
NASA - Ames 研究中心	飞行器实时机载及远程状态管理
	无人驾驶太空飞船机载 FDIR 系统
西科斯基公司	联合先进飞机状态暨使用情况监测系统（JAHUMS）
	S - 92 直升飞机先进诊断方案
导弹防御处	天基激光系统故障预计
美国海军	高温制动系统故障预计
克莱斯勒汽车公司	代理业务高级诊断智能程序
美国海/空军	F/A - 18C/D 制动子系统早期故障检测、隔离及剩余寿命预计技术
Army - AATD	基于旋翼飞机先进诊断预计系统的数据挖掘
NSWC - Dahlgren	大型高可靠系统故障分析多信号建模环境
Army Missile Command	网络故障监控多信号建模环境

在国内,有关多信号模型理论和应用方面的研究起步较晚,目前国内学者的研究主要集中在测试性建模与分析、诊断策略优化等理论性研究,真正开发并应用于武器装备的故障诊断系统还较少,只有少数单位或学者进行了介绍和尝试。

在多信号模型理论研究方面,陈世杰等利用多信号模型建立了雷达接收机的故障诊断模型,并提出了一种以贝叶斯最大后验概率为准则的故障定位推理算法,能够实现雷达接收机单故障及多故障的在线诊断^[14]。石君友等分析了影响多信号建模与诊断策略设计正确性的要素,并针对测试点不足的情况,进一步给出了测试点增补设计应考虑的因素和设计流程^[15]。Chen 等提出了一种基于改进模拟的多信号建模方法,并将其用于电子系统的参数型故障诊断中,结果表明所提方法能够有效减少仿真时间并提高模型精度^[16]。杨智勇等针对 TEAMS 软件中模块定义缺乏相应的属性、组元故障模式无法实时更新以及模块关联信号定义不完善等问题,提出了将故障模式由组元节点的构成层次变更为与组元作用信号相关联的组元节点属性的解决方案,有效提高了测试性建模与分析的准确性与计算效率^[17]。吕晓明等提出了基于混沌粒子群优化的系统级故障诊断策略优化方法,为获得有效的系统级诊断策略提供了可行的方法^[18]。黄以锋等多值属性系统的诊断策略优化问题进行了研究,建立了基于信息熵的多值属性系统诊断策略优化方法,并给出了具体的计算步骤^[19]。

在多信号模型实际应用方面,由于我国缺乏相应的测试性辅助软件工具,因此将其应用于武器装备方面的研究处于刚刚起步的阶段。虽然已有单位和学者尝试开发测试性分析软件系统,如北京航空航天大学与可维创业科技公司共同开发的 CAD 软件——可维 ARMS,可实现对系统的测试性分析。国防科技大学开发的 TADES 软件,可实现系统的测试性需求分析、测试性指标分析、设计以及评估等功能。龙兵等根据多信号建模思想,提出了一种故障-测试依赖性矩阵的生成新算法,并在此基础上开发了图形化系统可测性建模与分析软件平台^[20]。但这些软件和系统在稳定性、可靠性以及辅助维修功能上还需要进一步验证和完善,远不及 TEAMS 软件成熟。因此,目前国内开展基于多信号模型的故障诊断应用只是在基于 TEAMS 软件的基础上进行。侯青剑等利用 TEAMS 软件建立了惯性测量组合的多信号模型,并设计了 3 种测试点的设置方案,并对不同方案下的故障诊断效果进行了对比,实现了惯性测量组合的交互式诊断^[21]。林志文等利用 TEAMS 软件对基于多信号模型的雷达测试性分析进行了研究,并将得到的雷达诊断策略用于雷达的现场维修中^[22]。陈春良等基于 TEAMS 对某型坦克火控系统测试性进行优化设计,以实例表明优化后的火控系统测试性显著提高^[23]。张晔等基于 TEAMS 平台对雷达机内测试能力进行了分析验证^[24]。张士刚等建立了某型惯性测量组合的多信号模型,并对其测试性进行了分析,而且通过增加测点和在反馈回路放置三态缓存器阻断反馈信息的方式有效提高了测试性,可为其他装备的测试性改进提供参考^[25]。石万山根据海军装备的特点,结合多信号模型故障诊断方法,对海军装备故障诊断流程和诊断算法进行了初步的探讨^[26]。

综上所述,我国在多信号模型故障诊断相关理论方面的研究取得了一些成果,但与国外相比,真正将其用于武器装备的维修保障中还有很长的路要走,因此,为了提高我军武器装备综合诊断能力,开展武器系统多信号建模、测试性分析及故障诊断方面的研究工作十分必要。

2. 测试集优化的研究现状

在利用 TEAMS 软件建立多信号模型以后,即可以进行测试性分析与设计,为故障诊断提供依据。其研究内容为:通过权衡分析故障检测率、故障隔离率和测试成本等设计要素,为

故障诊断提供最优的测试方案。由于受系统测试点的多样性、测试成本核算的复杂性以及系统大型化等多种因素的影响,测试性分析的难度很大。

作为测试性分析与设计的重要内容之一,测试点选取问题,即测试集优化问题,则是测试性方案优化工作要考虑的首要内容。测试集优化的目的在于:在系统所有可能的测试配置中,寻找满足系统测试性参数指标要求的最佳测试组合,使得测试代价最小。从数学上讲,测试集优化问题是一个组合优化问题,同时也被证明是 NP-hard 完全问题^[27],目前许多文献都提出了相应的求解算法。W. Hochwald 和 J. D. Bastian^[28]在测试点选取过程中引入模糊组的概念,Huang J. L. 和 Cheng K. T.^[29]提出一种基于图论的测试点优选方法,但运用该方法必须清楚系统的拓扑结构,不适合于大型复杂系统。文献 [30] 为实现以集合的方式对测试方案进行优化,将测试集分为故障检测用测试集(状态监测测试集)和故障隔离用测试集(故障诊断测试集),但该方法在求解过程中需要对所有的故障模式的测试组合进行运算,因此该算法是一种全局遍历算法,随着测试点与故障源数目的增加存在维数灾难,不适合在较大规模系统中应用。

随着人们对组合优化问题研究的不断深入,以粒子群优化算法、蚁群算法、遗传算法和模拟退火算法等为代表的基于人工智能的启发式算法在求解 NP-hard 组合优化问题全局最优解上逐渐体现出巨大的优势。俞龙江^[31]以新颖的蚁群算法为基础,较好地解决了测试集的优化问题,具有极强的鲁棒性,但算法结构复杂,计算时间较长。乔家庆等^[32-34]将遗传算法应用于测试序列的生成优化中,对测试点的数目、测试时间、测试代价等指标的优化提供了新的方法,但是算法的精度不够,容易陷入局部最优。文献 [35] 结合测试选择的特点,首次将离散粒子群优化算法应用于测试点选取,并取得了成功;文献 [36] 和文献 [37] 将遗传算法和二进制粒子群算法结合起来,提出了用于求解测试选择的混合二进制粒子群-遗传算法;但是由于测试点选择问题本身固有的难度,以及离散粒子群算法中 Sigmoid 函数模型中存在粒子速度与位置之间的近似确定性的静态更新方式不利于快速找到最优解^[38]等问题,目前测试选择的求解效率和精度还有改进的空间。

从某种意义上讲,测试集优化的过程是一个典型的离散多目标优化的过程(测试成本低、故障检测率和故障隔离率高等),多目标优化各个优化子目标往往相互冲突,很难得到全局最优解。现有的方法虽然为解决测试集优化问题做了大量有益的尝试,但在一定程度和场合上还存在着局限,主要表现在:各个目标难以同时得到优化,优化的精度和收敛速度上难以平衡,计算时间长等。目前,通过分析多目标优化问题中的各个目标之间的相互关系,采用并行优化的方式来获得全局最优解是解决测试集优化问题的一种有效途径。选择一种结构简单、易于实现、精度和收敛速度平衡的方法来实现测试集的优化,对优化系统测试性设计具有重要意义。

3. 诊断策略优化的研究现状

故障诊断策略是指故障检测和隔离时的测试顺序。基于多信号模型的诊断策略的优化是在被测对象多信号模型基础上,利用故障测试相关矩阵和相应的测试点优选方案,寻求一种测试点执行顺序,并使其获得尽可能高的故障隔离精度和低的测试代价。

诊断策略优化从计算复杂度上讲也属于 NP-hard 完全问题^[39],目前常用的诊断策略优化方法主要有相关性模型法^[10]、与或图搜索法^[40]和故障树模型法^[41]。相关性模型法以系统功能框图和信号流程图为基础,方法简单可行,但由于未考虑各组成单元的故障率和测试费用,不能获得最低的测试费用;与或图搜索法以多信号流图模型为基础,但由于不同层次的

功能模块包含在同一相关性矩阵中,导致计算量大;故障树模型用图形方式表示各底层故障事件间的组合关系,形成故障诊断规则进行故障检测和诊断,但由于故障搜索路径不唯一,导致诊断效率较低。以上3种方法都是基于静态故障机理的方法,而目前复杂系统故障存在动态随机性的特点,因此这些方法已不适应诊断策略优化的要求。

20世纪80年代以来,随着各种现代优化算法的兴起,国内外学者已经开始广泛关注现代优化算法在诊断策略优化中的应用研究,如基于信息增量的贪婪算法、动态规划算法和遗传算法等。这些方法都遵守“最小代价”的原则,在保证故障检测率和隔离率的前提下使搜索代价最低,满足故障策略优化的要求,取得了较为广泛的应用。文献[39]提出了一种基于混沌粒子群优化的系统级故障诊断策略优化方法,利用混沌优化的遍历性特点,克服了粒子群优化算法“早熟”收敛的特点,但由于算法仅考虑故障的发生概率和各个测试成本,没有考虑到执行测试的难易程度,即维修人员的主观经验对故障诊断的影响。文献[40]和文献[42]提出了基于信息熵和 Huffman 编码理论生成启发式评估函数的测试序列的优化算法—AO*算法,但是对于复杂系统,寻找最优化问题时常会遇到组合爆炸问题,运算量大。文献[43]提出了基于蚁群算法的系统级序贯测试优化方法,利用蚂蚁的记忆性和信息素反馈机制把测试序贯优化问题转换为搜索最小完备测试序列问题,但是该方法的测试序列成本函数构造困难,没有考虑测试的难易程度,此外蚁群算法存在早熟收敛的问题也影响诊断策略的优化效果,还有待完善。

总的来说,为制定合理的诊断策略,提高故障诊断效率,国内外学者提出的很多理论和方法,在一定程度上满足了故障诊断策略优化的要求,在设备故障诊断与维修中取得了广泛的应用。但是这些方法存在或多或少的局限,主要表现在:对不确定性处理能力不高、大多为静态诊断策略,而且无法利用诊断经验等。针对上述问题,有必要展开诊断策略优化问题的研究,以降低设备的全寿命周期费用。

1.2.3 基于人工智能的模拟电路故障诊断研究现状

随着电子技术的飞速发展,电子系统逐渐取代非电系统广泛应用于武器装备中,极大地提升了武器装备的性能,减小了装备体积。但与此同时,随着集成电路技术的广泛应用,电子系统复杂程度不断增加,导致系统故障概率大幅提高。据统计,在大部分电子系统中,虽然模拟电路所占规模比例不到20%,但其故障占到整个系统故障的80%以上^[44]。因此模拟电路的故障诊断方法成为了研究人员关注的热点问题。然而由于模拟电路响应的连续性、测试点信息不足、元件存在容差以及非线性等特点,使得模拟电路故障诊断技术的发展相比数字电路要缓慢的多^[45,46]。

20世纪90年代以后,随着人工智能方法的快速发展,国内外许多研究者开始尝试使用人工智能方法来解决模拟电路故障诊断问题,并取得了较好效果。目前,常用的模拟电路智能诊断方法主要有神经网络(ANN)、支持向量机(SVM)、专家系统、模糊理论等。

在国外,1993年,Somayajula利用层级法对电路进行分析,通过从每一层交流响应电压波形上选取有效点作为Kohonen神经网络的输入,用于对滤波器电路的故障诊断^[47]。但该方法存在两个不足:分层时要求每层电路都有测试点;电路规模过大时将导致诊断网络结构过于复杂。1995年,Torralba提出将模糊神经元——高斯函数作为神经网络隐层激励函数,利用BP算法进行网络学习和参数调节,用于对两个CMOS模拟运算放大器的故障诊断,但其存在神经网络学习过程难度较大的问题^[48]。1997年,Robert等将神经网络用于小规模模拟电

路故障检测中,利用神经网络来完成故障模式的识别和故障字典的自动查询,取得了较高的诊断率,而且其提出的方法还可以识别未出现过的训练样本^[49]。此后,大量学者开始研究基于神经网络的模拟电路故障诊断, Mohammadi 将 RBF 和 BP 网络用于含容差的模拟电路故障诊断中^[50]。Catelani 通过比较模糊方法和 RBF 神经网络用于模拟电路故障诊断中的效果,指出基于“IF-THEN”规则的模糊系统能够得到更好的分类效果^[51],但该模糊系统也存在两点不足:一是模糊隶属度函数在选取时主要依靠人工经验,缺乏科学的指导原则;二是模糊规则提取困难。Grzechca 利用 π 和梯形模糊隶属度函数对模拟电路阶跃响应测试数据进行模糊预处理,然后送入多层感知机实现故障分类,但同样存在模糊隶属度函数不易选取的问题^[52]。2003 年, Abu EI - Yazeed 等将概率神经网络应用于模拟电路故障诊断^[53]。

近年来,基于多种智能方法组合的故障诊断方法开始受到关注, Asgary 等提出了一种新型的模糊神经网络,并用于模拟系统的故障诊断,仿真验证结果取得了较好的效果,但其学习算法值得进一步研究和改进^[54]。EL - Gamal 等提出了一种用于模拟电路故障诊断的集成神经网络方法,能够有效克服单个神经网络对重叠类别难以隔离的问题,表现出了更好的泛化性能^[55]。Seyyed Mahdavi 等提出利用遗传算法优化送入神经网络的故障特征测试集,实现了混合信号激励的模拟电路故障诊断^[56]。Pułka 针对模拟电路故障诊断问题,提出了两种测试点选择的启发算法:简单搜索和复杂搜索,并基于算法的推理机制构建了专家系统,相比其他方法大大节约了模拟电路故障诊断的时间,能够在相同成本下得到最优的结果^[57]。

在支持向量机用于模拟电路故障诊断的研究方面, Sałat 等研究了利用支持向量机进行模拟电路故障诊断,提取特定频率下的末端电压和电流作为故障特征,能够实现故障的实时定位和诊断,但是对于多故障诊断需要增加各层神经元数目和与故障相关的训练样本数目,其诊断准确性及成本问题需要进一步研究^[58]。Boolchandani 等进一步对支持向量机用于模拟电路故障诊断时核函数的选取问题进行了研究^[59]。此外,含有非线性元件电路、混合信号电路、多故障情况下的故障诊断以及产品设计阶段的故障早期检测也开始成为模拟电路故障诊断领域的研究热点^[60-64]。

在国内,湖南大学、电子科技大学、南京航空航天大学等单位在模拟电路智能故障诊断研究方面紧跟国际前沿,取得了丰硕的研究成果。

神经网络方面,尉乃红等对简单线性模拟电路的 BP 神经网络故障诊断方法进行了研究^[65]。谭阳红等应用撕裂法和集团法实现大规模模拟集成电路的神经网络诊断,但是该方法需要满足严格的撕裂原则,且要构造多个 BP 网络^[66]。王承在博士论文中系统地分析和研究了基于神经网络的模拟电路故障诊断方法,包括故障特征提取、低可测性模拟电路故障诊断和大规模集成电路的测试和诊断方法等内容,取得了一些有意义的研究成果^[45]。Xiao 等提出一种新的线性脊波网络方法,结合基于最陡坡度下降法和动量法的训练算法来进行模拟电路故障诊断,该方法相比小波神经网络和传统脊波网络学习效率更高,能有效处理复杂故障信息,分类精度很高,但是如何选择最优的输入特性和合理的隐藏节点仍然是一个难点^[67]。

在利用神经网络进行故障诊断时,故障特征的提取是关键的一步,故障特征的优劣直接影响着识别率的高低,因此,故障特征提取方法的研究也是基于神经网络的模拟电路故障诊断中的一个主要内容。针对该内容的研究,侯青剑等提出了一种基于 EMD 的模拟电路故障特征提取方法,以 EMD 分解得到的 IMF 能量作为故障特征,可用于含多个频率的复合信号激励时故障特征的提取,且不会出现小波包分解时带来的严重混频现象^[68]。Yuan 等提出利用输出信号的峭度和熵进行预处理,再将处理后数据送入神经网络训练,能够准确分类至少