

21 世纪液压气动使用维修经典图书系列

液压故障的智能信息 诊断与监测

姜万录 刘思远 张齐生 编著



机械工业出版社
CHINA MACHINE PRESS



21 世纪液压气动使用维修经典图书系列

液压故障的智能信息 诊断与监测

姜万录 刘思远 张齐生 编著



机械工业出版社

前 言

故障信息诊断预报技术是依据设备或系统运行状态信息,利用各种信息处理或信号处理方法判定故障源和故障程度,预测故障未来的发展趋势,并确定相应维修决策的一门综合性交叉学科。对生产设备进行及时有效的故障诊断与预报,不仅能够提高设备运行的安全性和可靠性,预防灾难性事故的发生,而且还能够提高设备产能和产品质量、降低维修成本,产生巨大的经济效益和社会效益。设备故障检测与诊断技术在现代工业领域已经得到了广泛的应用,它已渗透到航空航天、武器装备、舰船、冶金、化工、能源、工程机械等工程技术领域中,取得了显著成效。

随着现代工业的发展,生产设备逐步趋向于大型化、高速化、多功能化和智能化。而对于生产设备的重要部分——液压系统来说,其功能和结构也变得日趋复杂,品质指标越来越高,系统的非线性和动态时变性变得更强,故障形式也变得复杂多样,强干扰影响下的故障很难通过现有的诊断方法得到有效诊断。液压系统本身所具有的高压、管路封闭及参数可测性差的特点又限制了很多故障诊断方法的应用,所以对液压系统的故障诊断理论和技术水平还有待进一步完善和提高,因而研究和开发新的准确有效的液压系统故障诊断方法在现代工业生产中具有十分重要的意义。

作者近十几年来一直致力于该领域的研究工作,关于工业装备对液压系统故障诊断的需求体会颇深,深感有必要将多年来的研究成果进行归纳总结并撰写一本学术专著,对液压系统故障诊断领域的新理论与新方法及其应用进行系统的介绍,旨在丰富故障诊断的理论体系,使诊断理论满足实用化的需求,建立完善的液压智能故障诊断系统。

本书系统地阐述了近年来液压系统故障诊断领域新发展的各种理论及方法,这些理论及方法已经通过了液压系统的故障诊断实验进行了有效的验证。全书共分为13章,深入浅出地介绍了各种新方法及应用。第1章系统地阐述了液压系统故障诊断技术的发展历程、研究现状及发展趋势以及近年来在液压系统故障诊断领域出现的新理论、新方法;第2章提出了基于AR模型最佳阶次选择的功率谱分析方法,通过真空系统的重要元件——干式真空泵的故障诊断实验分析证明,该方法能有效地提取轴承故障的特征频率;第3章对几种常用的频谱细化方法进行了对比分析,通过实验证明小波变换频谱细化方法以及FFT-FS频谱细化方法对真空泵的轴承故障诊断有较高的准确性;第4章提出了基于Hilbert-Huang变换的故障特征提取方法,并针对采样率过低造成的对经验模态分解(EMD)算法的影响,提出了

EMD 的改进算法,通过干式真空泵的故障诊断实验,并与传统的包络解调方法进行了对比,验证了 Hilbert-Huang 变换在故障特征频率提取方面具有更高的分辨率和准确性;第 5 章提出一种基于 Morlet 复解析小波簇的带通滤波和包络解调新方法,通过合理地选择小波参数,用多个单 Morlet 小波组成的小波簇可构成具有零相移、平顶通带及快速衰减过渡带特性的带通滤波器,这种方法将信号高频带通滤波和 Hilbert 变换两个步骤合二为一,用于提取振动信号的高频谐振成分,通过对干式真空泵故障和液压轴向柱塞泵的诊断实验,验证了该方法能够有效地提取故障特征频率,缩短运算时间,提高故障诊断的实时性;第 6 章提出通过利用轴向柱塞泵出口压力信号的关联维数进行液压泵故障诊断的方法,通过实验测得的泵出口压力信号进行关联维数分析发现,故障信号的关联维数低于正常信号,可利用该性质作为液压泵故障判定的依据;第 7 章提出了基于最大 Lyapunov 指数分析的故障诊断方法,通过对泵出口压力信号最大 Lyapunov 指数的计算结果作为判断系统是否发生故障的依据;第 8 章研制了一套基于 MCGS 组态软件的油液污染度在线监测系统,该系统实现了压差数据的采集、存储、超限报警等功能,并能给出污染度等级检测结果报告,通过利用标准污染度的油液进行标定实验,建立了该系统的污染度数学模型,通过对实际油液进行在线监测实验,验证了该模型的正确性;第 9 章提出了松散型小波神经网络和紧凑型小波神经网络两种故障诊断方法,利用这两种方法分别对液压泵进行故障诊断实验,均取得了较好的诊断效果;第 10 章提出了证据理论和神经网络相结合的智能故障诊断方法,实现了二者的优势互补,利用液压泵典型故障的诊断实验证明,该方法对液压泵常见故障具有良好的诊断效果;第 11 章研究了幅值域和时频域的特征向量提取方法,实验分析了各种有量纲和无量纲幅值域特征指标对液压泵几种典型故障的敏感性,为解决特征向量集合维数高的问题提出了主元分析的特征降维选择方法,利用基于主元分析模型的故障检测方法并结合故障诊断实验验证了该方法的应用效果;第 12 章为解决液压系统普遍存在的典型故障样本严重不足及诊断知识发现困难的问题,提出了免疫支持向量机复合的故障诊断方法,通过液压泵多故障模式的诊断实验验证了该方法在提高故障诊断确诊率方面的优势;第 13 章针对特征向量集中存在冗余属性的问题,提出了基于粗糙集理论的启发式属性约简算法,得到了“最佳属性约简”,有效地去除了冗余属性,以粗糙集理论为基础结合主元分析方法构造了多变量决策树,得到了最小诊断规则信息表,针对现代液压系统故障信息模糊性和不完备性的特点,提出了单传感器多域特征信息融合的贝叶斯网络故障诊断方法以及多源传感器信息融合和贝叶斯网络集成的故障诊断方法,通过液压泵多故障模式的诊断实验验证了这两种方法的有效性。

本书各章均为作者长期从事液压设备状态监测与故障诊断研究工作的成果。本书内容取材于国家自然科学基金资助项目:“基于数据驱动知识发现的智能故障诊

断方法与专家系统关键技术”(51075349)、“冷连轧机轧制工艺规程智能优化的关键问题研究”(50775198),河北省自然科学基金资助项目“少故障样本条件下基于数据挖掘的液压 AGC 系统智能故障诊断理论方法及系统”(E2013203161),河北省教育厅博士基金资助项目“基于多 Agent 及 Internet 融合的远程智能状态监测与故障诊断关键技术”(B2004128),教育部高等学校骨干教师资助项目“多智能理论方法集成的故障诊断预报系统”等部分相关研究成果。

姜万录编写了本书的第 1~7 章、第 9~10 章、第 12 章,刘思远编写了第 11 章、第 13 章,张齐生编写了第 8 章。全书由姜万录统稿。

本书干式真空泵的故障数据采集实验在英国莱斯特大学(University of Leicester)工程系的实验室进行,在此对作者姜万录在英国访学期间的合作教授、工程系主任 Sarah K. Spurgeon 教授及其所领导的研究团队成员 John A. Twiddle 和 Fernando S. Schlindwein 等表示衷心感谢。

本书参考了大量文献,由于篇幅所限未能逐一列出,各章仅列出了主要参考文献,在此对原文作者表示衷心感谢。在本书成稿期间,硕士研究生朱勇同学参与了部分文稿的编辑和整理工作,在此表示感谢。

考虑本书主要面向从事设备故障诊断与维修工作的广大读者,因此作者力求用通俗易懂的语言进行阐述,尽量避免艰涩的基础理论推导内容。由于作者的学术水平有限,书稿虽几经修改,书中缺点和错误在所难免,恳求广大读者给予批评指正。

本书适用于从事设备状态监测和故障诊断工作的工程技术人员阅读,也可作为高等学校相关专业研究生的教材或参考书。

作 者
于燕园

目 录

前言

第 1 章 绪论	1
1.1 液压系统故障诊断技术的发展历程	2
1.2 液压系统故障诊断技术的研究现状	4
1.3 液压系统故障诊断技术的发展趋势	5
1.4 液压系统故障检测与诊断新方法	6
1.4.1 神经网络技术方法	6
1.4.2 支持向量机方法	7
1.4.3 混沌分形理论方法	8
1.4.4 Lyapunov 指数及关联维数方法	9
1.4.5 信息融合技术方法	10
1.4.6 人工免疫系统方法	11
1.4.7 贝叶斯网络方法	12
1.4.8 小波理论方法	12
1.4.9 频谱细化分析方法	13
1.4.10 Hilbert-Huang 变换方法	13
1.5 本书的主要内容	14
参考文献	16
第 2 章 基于 AR 模型的功率谱估计及在故障检测中的应用	18
2.1 常用频谱估计方法	18
2.1.1 常用的几种谱估计方法	18
2.1.2 傅里叶变换技术	18
2.1.3 自回归模型	19
2.1.4 Prony 复极点模型	23
2.1.5 最大似然谱估计法	24
2.2 AR 模型参数的计算方法及阶次选择	24
2.2.1 AR 模型参数计算方法	25
2.2.2 AR 模型阶次选择	30
2.2.3 AR 模型阶次功率谱的仿真算例	33
2.3 干式真空泵及其常见故障	34

2.3.1	干式真空泵	34
2.3.2	干式真空泵常见的故障形式	38
2.3.3	轴承常见故障及其诊断方法	39
2.4	AR 模型功率谱估计方法在干式真空泵故障诊断中的应用	44
2.4.1	干式真空泵信号采集及故障诊断实验	44
2.4.2	基于 AR 模型的功率谱分析法的干式真空泵故障诊断	46
	参考文献	50
第 3 章	频谱细化方法及在故障诊断中的应用	52
3.1	时域和频域分析方法	52
3.1.1	傅里叶分析	52
3.1.2	小波分析	53
3.2	频谱细化分析的理论方法	57
3.2.1	频谱细化分析方法	58
3.2.2	几种频谱细化分析方法的比较	64
3.3	频谱细化方法在真空泵轴承故障诊断中的应用	67
3.3.1	小波簇变换频谱细化方法的应用	67
3.3.2	FFT-FS 频谱细化方法的应用	70
3.3.3	结果分析	71
	参考文献	71
第 4 章	Hilbert-Huang 变换在故障诊断中的应用	73
4.1	Hilbert-Huang 变换的基本原理	73
4.1.1	Hilbert-Huang 变换中的基本概念	74
4.1.2	Hilbert-Huang 变换算法实现过程	79
4.1.3	Hilbert-Huang 变换存在的问题	82
4.2	EMD 算法的改进	84
4.2.1	采样频率对 EMD 分解的影响及其改进	85
4.2.2	EMD 筛选算法的改进	89
4.2.3	EMD 的端点效应及其改进方法	92
4.3	Hilbert-Huang 变换在真空泵故障诊断中的应用	103
4.3.1	实验信号采集	103
4.3.2	传统的 Hilbert 变换包络解调方法在真空泵故障 诊断中的应用	104
4.3.3	Hilbert-Huang 变换在真空泵故障诊断中的应用	105
	参考文献	106

第5章 小波簇包络解调方法在故障诊断中的应用	108
5.1 包络解调方法的研究现状	108
5.2 振动监测技术	109
5.2.1 机械振动监测与分析技术	109
5.2.2 振动信号的分析与处理	111
5.3 基于复解析小波的包络解调方法	116
5.3.1 信号调制技术	116
5.3.2 解调原理	118
5.3.3 包络解调方法	119
5.3.4 复解析小波的带通滤波特性	122
5.3.5 复解析小波簇的包络解调方法	124
5.4 小波簇包络解调方法在故障诊断中的应用	132
5.4.1 小波簇包络解调方法在真空泵故障诊断中的应用	132
5.4.2 小波簇包络解调方法在液压泵故障诊断中的应用	135
参考文献	138
第6章 混沌分形理论在故障诊断中的应用	140
6.1 混沌及分形	140
6.1.1 混沌的特征	140
6.1.2 分形理论	142
6.2 关联维数分析	143
6.2.1 关联维数分析方法	143
6.2.2 几种典型信号的关联维数	146
6.3 基于分形理论的液压泵故障诊断的实验研究	147
6.3.1 实验条件	147
6.3.2 信号的小波消噪与特征提取	148
6.3.3 关联维数计算	149
6.3.4 结果分析	152
参考文献	152
第7章 基于 Lyapunov 指数分析的故障诊断方法	154
7.1 混沌运动及 Lyapunov 指数	154
7.1.1 混沌判别方法	154
7.1.2 Lyapunov 指数	155
7.2 Lyapunov 指数算法及其改进	159
7.2.1 标准 QR 分解算法	159
7.2.2 改进的 QR 分解算法	160

7.2.3	Lyapunov 指数算法的实现	164
7.2.4	算法的比较	166
7.3	基于 Lyapunov 指数的混沌检测	168
7.3.1	杜芬方程的混沌特性	168
7.3.2	基于最大 Lyapunov 指数的微弱信号检测方法	171
7.4	基于最大 Lyapunov 指数法的液压泵故障诊断实验	177
7.4.1	基于杜芬方程的最大 Lyapunov 指数故障诊断	178
7.4.2	结果分析	180
	参考文献	180
第 8 章	液压油污染度在线监测系统	182
8.1	油液污染监测技术	182
8.1.1	油液污染问题概述	182
8.1.2	油液污染度的评定与测定方法	183
8.1.3	油液污染检测技术的研究现状和发展趋势	184
8.2	油液污染控制技术	185
8.2.1	油液污染度的等级标准	185
8.2.2	油液的污染分析	188
8.2.3	油液的污染控制	190
8.2.4	油液的净化	191
8.3	在线监测装置研制	193
8.3.1	过滤的基本原理	193
8.3.2	过滤介质的选择	194
8.3.3	淤积法测量原理	195
8.3.4	恒功率淤积法测量原理	197
8.3.5	利用阀用直流电磁铁作为动力元件的可行性	199
8.3.6	颗粒尺寸分布对测量的影响	200
8.4	在线监测系统的硬件与软件实现	202
8.4.1	在线监测系统的方案	202
8.4.2	在线监测系统的功能及原理	202
8.4.3	硬件系统	203
8.4.4	在线监测系统的软件实现	206
8.5	在线监测系统的调试与实验	210
8.5.1	实验油样的配制	210
8.5.2	在线监测系统的调试	211
8.5.3	在线监测系统的实验	213

8.5.4 实验结果分析	217
参考文献	218
第9章 基于小波神经网络的故障诊断方法	219
9.1 人工神经网络	219
9.1.1 人工神经元模型应具备的要素	219
9.1.2 神经元之间的连接形式	219
9.1.3 BP 网络学习算法及隐层的设计	220
9.1.4 BP 神经网络应用实例	222
9.2 小波神经网络	223
9.2.1 小波神经网络原理	224
9.2.2 紧致型小波神经网络的结构	224
9.2.3 紧致型小波神经网络的学习算法	225
9.2.4 小波神经网络与传统的 BP 网络比较	227
9.2.5 小波神经网络应用实例	228
9.3 基于小波神经网络的液压泵故障诊断实验	228
9.3.1 实验条件及数据采集	228
9.3.2 基于松散型小波神经网络的液压泵故障诊断	229
9.3.3 基于紧致型小波神经网络的液压泵故障诊断	232
参考文献	233
第10章 证据理论和神经网络集成的信息融合故障诊断方法	235
10.1 数据融合技术	235
10.1.1 数据融合的基本原理	235
10.1.2 数据融合的定义	236
10.1.3 数据融合的层次	237
10.1.4 融合系统的模型结构	237
10.1.5 多传感器融合算法	238
10.2 证据理论和神经网络结合的诊断方法	241
10.2.1 信度函数	241
10.2.2 Dempster 合成法则	243
10.2.3 基于证据理论的决策	245
10.2.4 证据理论的优缺点	246
10.2.5 证据理论和神经网络集成的数据融合诊断方法	247
10.3 轴向柱塞泵的故障诊断实验	250
10.3.1 液压泵的常见故障机理分析	250
10.3.2 常用信号数据源	250

10.3.3	神经网络证据理论液压泵诊断模型结构	251
10.3.4	局部诊断神经网络结构设计	252
10.3.5	神经网络证据理论液压泵诊断决策方法	254
10.3.6	基于神经网络和证据理论集成方法的液压泵诊断实验	254
	参考文献	261
第 11 章	液压泵的故障特征提取及特征降维	263
11.1	液压泵的振动和声音信号处理	263
11.1.1	故障信号的采集方法	263
11.1.2	基于 Hilbert 变换的包络解调法	265
11.1.3	基于小波包带通滤波消噪的包络分析信号处理	266
11.1.4	柱塞泵松靴故障的信号处理	266
11.1.5	柱塞泵滑靴磨损故障的信号处理	271
11.1.6	柱塞泵中心弹簧失效故障的信号处理	275
11.2	故障特征向量提取方法	278
11.2.1	信号的幅值域特征提取	278
11.2.2	基于小波包的时频域特征提取	282
11.2.3	液压泵振动信号的幅值域特征提取	282
11.2.4	液压泵振动信号的时频域特征提取	287
11.3	主元分析在特征降维中的应用	289
11.3.1	主元分析方法	289
11.3.2	基于主元分析的故障检测方法	291
11.3.3	主元分析特征提取及降维实例分析	292
11.4	主元分析方法在故障检测中的应用	295
11.4.1	故障检测方法的实现过程	296
11.4.2	故障检测实例分析	296
	参考文献	301
第 12 章	免疫机理与支持向量机复合的故障诊断方法	303
12.1	人工免疫机理	303
12.1.1	生物免疫系统	303
12.1.2	人工免疫系统的阴性选择算法	303
12.2	支持向量机	310
12.2.1	支持向量机的基本原理	310
12.2.2	支持向量机的特点	313
12.2.3	基于支持向量机故障诊断的基本步骤	315
12.2.4	支持向量机建立及分析	315

12.2.5 基于支持向量机的液压泵故障诊断分析	318
12.3 基于 NS 机理和 SVM 复合的故障诊断方法	319
12.3.1 传统分类算法的局限性	319
12.3.2 支持向量机的不足	320
12.3.3 NS 与 SVM 复合故障诊断方法	320
12.3.4 诊断实例及分析	323
12.4 基于复合故障诊断方法的液压泵诊断实验及结果分析	326
12.4.1 基于虚拟仪器的液压泵故障诊断实验系统	327
12.4.2 斜盘式轴向柱塞泵典型故障分析	327
12.4.3 液压泵监测信号的采集与处理	328
12.4.4 轴向柱塞泵故障诊断实验及结果分析	334
参考文献	337
第 13 章 信息融合和贝叶斯网络集成的故障诊断方法	340
13.1 粗糙集理论在故障诊断中的应用	340
13.1.1 知识约简	340
13.1.2 决策表属性约简算法	342
13.1.3 多变量决策树的诊断规则提取方法	345
13.2 单传感器多特征信息融合的贝叶斯网络故障诊断方法	351
13.2.1 多传感器信息融合技术	352
13.2.2 基于贝叶斯参数估计算法的信息融合数学模型	353
13.2.3 贝叶斯网络	354
13.2.4 贝叶斯网络分类器	356
13.2.5 液压泵振动信号的故障诊断分析	360
13.3 多源传感器信息融合与贝叶斯网络集成的故障诊断方法	365
13.3.1 多源传感器信息融合与贝叶斯网络集成的故障诊断方法	365
13.3.2 液压泵多故障模式诊断的实验研究	367
参考文献	381

第1章 绪 论

随着生产技术和科学技术的进步，现代化工业大生产的装备自动化水平日益提高，逐步向大型化、连续化、高速化和智能化的方向发展，设备的生产效率得到了显著的提高，在降低了生产成本的同时也保证了产品的产量和质量，但设备的机械结构和系统的功能却变得日趋复杂。由于各种各样不可避免的因素影响，导致装备系统出现各种故障，以致降低或失去其预定的功能。设备因故障停工造成的损失成比例地增加，维修费用也大幅度上升。设备中一个部件发生故障，可能引起整个生产流程的中断，造成巨大的经济损失，甚至会发生灾难性事故，因此对设备的安全性和可靠性提出了越来越高的要求。为此，人们采取了一系列措施，包括提高元器件的可靠性、进行系统的高可靠性设计以及进行控制系统的容错设计等。即便如此，系统最终还是难免发生故障。因此，故障检测与诊断、故障预报技术就成了现代设备运行维护和管理的重要课题。

液压系统在各类工业设备中起着核心的传动和控制作用。现代液压系统具有功率大、体积小、质量轻、响应快、精度高及抗负载刚性大等优点，随着液压系统向快速、大功率、高精度的方向发展，液压系统及设备的功能越来越强大，结构和信息越来越复杂，性能指标越来越高，工作强度越来越大，各部分的关联越来越紧密。对液压系统进行有效的状态监测与故障诊断可以提高设备的安全性和可靠性。不仅能够保证正常的生产工艺过程和产品质量，而且能够避免灾难性事故的发生。在设备维护方面，可以降低维修成本，延长设备的服役寿命，推进设备维修体制与方式的现代化。对生产企业来说，可以提高生产效率，增加产品合格率，减少材料浪费，节约成本。在市场竞争中还能够提高企业的核心竞争力，给企业创造巨大的经济价值。

相反，如果不对液压系统进行状态监测与故障诊断，就将造成严重的后果。由于液压系统在生产线中所处的地位异常重要，一旦发生故障，轻则造成停机或影响产品质量，重则将会使整个生产过程失效，生产线瘫痪，甚至发生人身伤亡，还会产生对环境的污染，给企业造成巨大的经济损失，产生严重的社会影响。

总之，对液压系统设备的早期故障检测与诊断是整个生产流程中必不可少的环节，也是设备维修管理体制中“预知维修”阶段研究的核心问题。不断提高液压系统的故障诊断技术水平，研究和开发各类新的准确有效的故障诊断方法，在现代工业生产中是非常必要且紧迫的。

1.1 液压系统故障诊断技术的发展历程

与其他应用领域的故障诊断技术相比,液压系统的故障诊断技术相对落后,后者主要是以汲取其他领域的研究成果为基础发展起来的。液压系统的故障诊断是针对具体的液压系统,通过分析液压系统特有的失效形式和故障机理,利用现代信息处理技术,对采集的状态监测信号进行模式识别或分类,对故障原因进行分析,并进行故障定位和故障预报等。

在液压系统的运行信息中,包含机械、液压、电气等方面的综合信息。机械设备中所有可能发生的故障在液压系统中都可能发生,如形变、应力疲劳断裂、腐蚀、磨损、冲击断裂、热应力与热变形等。除此之外,液压传动与控制系统还具有其特有的失效形式,如油液污染、泄漏、腐蚀、气蚀、液压卡死、油液温升、管路谐振、电气信号失真、噪声及系统振荡等。

液压系统工作是靠液压油来传递压力能的,油液的状态对液压系统工作的可靠性影响最大。据统计,液压系统的故障有70%以上是由于油液污染引起的,而油液中杂质引起的故障又占其中的90%。因此,对油液污染度的控制是提高液压系统可靠性的首要保证。另外,约有30%的故障是液压元件和辅件的磨损、液压卡死及液压冲击造成的。此外,由于系统参数调整和设定不当等也会使液压系统发生故障。

由于油液的粘性和所含空气量变化的非线性、液压系统元件的运动形式多样、系统回路间的相互干涉、动力的传递封闭、参数可测性差等诸多因素的影响,使得液压系统的故障机理分析难以精确。同时,由于液压系统功能的多样性,每一液压系统都有其特有的故障形式,使液压系统的状态监测和故障诊断存在较大困难。因此,针对每个系统进行故障机理分析,建立系统特有的故障样本仍将是今后的重要研究课题。

由于液压系统的失效形式及故障机理的复杂性和多样性,使得故障原因、故障部位、故障程度的诊断比较困难。基于数学模型的故障诊断方法往往需要多种前提条件,例如:需要过程的机理模型知识;模型必须线性化;假设干扰为白噪声等,这些前提条件往往不符合液压系统实际情况。液压系统存在伺服阀、执行器、管路和负载等高度非线性及时变环节,且数学模型比较复杂,现有模型都是在各种假设和近似下得到的。因而在液压系统中,基于数学模型的方法难以取得良好的诊断效果。根据目前已掌握的文献,国内外学者广泛研究基于数据驱动、基于信号处理和基于知识的方法用于液压系统进行故障诊断和预报。

液压系统故障诊断技术紧跟现代工业和现代科学技术发展的步伐,主要经历了以下四个发展阶段:

1. 主观经验诊断法阶段

这是一种主观判断法,是采用看、听、摸、问、闻、阅等方式进行诊断。主要是通过专家和工程技术人员利用简单的诊断仪器多凭借个人的实践经验,判断故障发生的部位、类型、故障程度及产生原因。这类方法由于简单方便,在现代工业装备维修中仍被广泛采用。但是由于这种方法主要依靠专家的经验,所以此方法有着难以克服的局限性:它要求诊断人员必须掌握丰富的故障机理知识和诊断经验,熟知元件的结构、功能、性能等方面的知识,具备综合分析解决问题的能力,这样才能正确地进行故障诊断并提出合理的维修方案。但是,由于人们的感受不同,判断能力和实践经验亦存在差别,所以诊断结果不可避免地存在差异,维修决策的合理性、正确性难以保证,因此主观诊断法已经越来越难以适应企业现代化生产的需求。

主观经验诊断法是液压故障诊断发展的初级阶段,该方法一般只能对故障进行简单的定性分析,难以做到定量分析。为了弄清复杂液压系统或液压元件故障的产生原因,有时就不得不停机,把它拆卸下来,放到实验台上做定量的性能测试,作进一步判断。

2. 基于数学模型的诊断方法阶段

该类方法对于简单的系统较为适用,但对于现代工业生产过程中的复杂系统就显得无能为力。大规模的复杂系统具有滞后、强耦合性及参数时变性等严重的非线性特性,而且还存在过程不确定性和外界干扰等多种不良因素的影响,噪声统计特性也不理想,因此难于建立精确的数学模型,甚至不存在确定的数学模型,这些原因导致诊断过程很难实现在线状态估计或参数估计。此外,对于系统的故障诊断过程而言,基于模型的诊断方法具有针对性强的特点,一旦确定了诊断模型其诊断能力很大程度上就已经确定了,所以它的功能很难继续扩充及修改,通用性较差。

由于液压系统中的液压元件工作在封闭油路中,工作过程不像机械传动那样直观,也不像电气设备那样易于测量运行参数,参数的可测性较差,也就导致所测得的故障信息存在不完备性。而且影响液压系统特性的因素又多种多样,这些原因使得基于数学模型的诊断方法不能满足对复杂液压系统进行故障诊断的现实需要。

3. 基于数据驱动和信号处理的诊断方法阶段

这类方法首先是用传感器采集获取系统的某些可测量运行参数,这些运行参数在幅值、相位、频率及相关性等方面与故障源之间存在着诸多联系,然后通过信号处理技术手段分析、处理这些运行信息来判断故障发生的原因。从诊断过程来看,这类方法的实质是以传感器技术和动态测试技术为手段,以信号处理和建模处理为基础的诊断技术,衍生出了很多有效的故障诊断方法,例如:时间序列分析法、功率谱分析法、倒频谱分析法、小波分析法等,这些方法都表现出简单实用且鲁棒性强的特点,但是它同样存在一些局限性。

4. 人工智能诊断技术阶段

智能诊断技术是随着信息科学技术和人工智能技术的迅速发展而产生的,它是人工智能技术、计算机技术与液压系统故障诊断技术相结合的产物,也是诊断技术发展进步的必然结果。特别是知识工程、专家系统和人工神经网络在各领域中的广泛应用,促使人们对智能诊断问题进行更加深入、系统的研究。液压系统故障的多样性、突发性、成因的复杂性以及故障诊断过程对领域专家实践经验和诊断策略的高度依赖,使研制智能化的液压故障诊断系统成为该领域当前的发展趋势。

诊断系统的智能性是指它能够有效地获取、传递、处理、再生和利用诊断信息,从而具有对给定环境下的被诊对象进行有效的状态识别和状态预测的能力。因此,智能诊断技术是液压系统故障诊断极具生命力的一个发展方向。目前,该方向的研究主要从两个方面展开:一个是基于专家系统的智能故障诊断技术,另一个是基于神经网络的智能故障诊断技术。然而,诊断系统的智能并不意味着完全代替人的智力活动,将人排除在诊断系统之外。因此,智能诊断系统,是由人(尤其是领域专家)、现代模拟脑功能的硬件及其必要的外部设备、物理器件以及支持这些硬件的平台软件、计算智能为核心的用户程序所组成的人机系统。该系统以对诊断对象进行状态识别和状态预测为目的,是基于知识处理的诊断系统。

1.2 液压系统故障诊断技术的研究现状

液压系统故障诊断技术始于20世纪60年代,以Hunt为首的英国Bath大学和以Collacott为首的英国机器保健和状态监测协会(MHMG & CMA)最先开始研究液压系统故障诊断技术,利用加速度传感器和压力传感器测量液压能源系统的振动信号和压力信号来实现液压泵的故障诊断。此时的测量方法多处于直接测量阶段。20世纪80年代初期至90年代末,基于人工智能的液压故障诊断技术迅速发展起来。加拿大学者Tatge和Winston研究了卫星跟踪天线驱动液压系统的故障诊断。1991年英国Wales大学的Cardiff教授研究了液压系统基于多层感知器(MLP)的神经网络故障诊断方法。1997年法国学者Gaddouna采用未知输入观测器对液压系统进行故障诊断,不久后,基于未知输入观测器的鲁棒故障诊断方法得到了广泛的研究。1998年Bath大学的Growther发表了关于对二阶液压舵机系统的输出矢量空间进行神经网络故障诊断的学术论文。2003年,哥伦比亚学者Linarić等采用神经网络非线性辨识方法对电液伺服系统中的故障进行建模,据此实现了该系统的故障诊断。同年,加拿大学者An等利用广义卡尔曼滤波方法对液压系统状态进行估计预测,实现了液压系统电气环节的故障诊断。

国内液压系统故障诊断技术的研究起步比较晚,诊断技术水平与工业发达国家相比还存在一定差距,但从近十几年的发展状况来看,该技术发展迅猛。1986年

浙江大学路甬祥、陈章位等对液压系统故障机理与诊断技术作了深入的研究。2001年燕山大学姜万录将混沌微弱信号检测方法和小波变换的方法引入到液压泵故障的振动信号处理中,对液压泵脱靴故障进行了有效诊断,2007年又深入研究了基于小波簇的带通滤波及包络解调方法并成功应用于干式真空泵的故障诊断中。北京航空航天大学机械电子工程系从1994年开始致力于液压系统故障诊断的研究,相继利用专家系统、神经网络、小波分析、鲁棒智能监测与诊断方法实现液压泵、液压舵机系统的故障诊断。其中王少萍在分析了液压泵故障机理的基础上,采用神经网络及专家系统对液压泵的诊断问题进行了全面深入的研究。

1.3 液压系统故障诊断技术的发展趋势

液压系统故障诊断是一个目前的热点研究领域。随着相关学科理论与技术的更新和发展,新理论、新技术不断地引入液压系统故障诊断领域中,使之不断完善。将各种智能方法应用到液压系统故障诊断技术中是液压系统故障诊断技术的发展趋势。

1. 智能诊断方法

随着人工智能技术的迅速发展,遗传算法、神经网络、专家系统等智能诊断方法逐步应用到液压系统故障诊断领域。在众多的神经网络结构中,以基于BP算法的多层感知器(MLP)神经网络理论最完善,在液压系统故障诊断中应用最广泛且最成功。许多应用实例表明,结合人工智能和领域专家知识的智能型专家系统是进行液压系统故障诊断的有效途径。

2. 虚拟仪器技术

随着计算机技术、微电子技术和软件技术的迅速发展和不断更新,虚拟仪器技术逐渐兴起。它改变了传统仪器的概念、模式和结构,改变了人们的仪器观。它是人们通过计算机对复杂数据进行可视化操作以及交互的一种全新的方式。随着虚拟仪器技术的进一步发展和在智能故障诊断系统中的广泛应用,它将给智能故障诊断技术带来一次深刻革命。

3. 多传感器信息融合

液压系统的设备结构复杂,故障特征间存在耦合,不同的故障形式可能表现相同的特征信息。所以凭借单一传感器信息进行分析,反映的状态行为是不完整的,难以准确诊断系统故障。基于多源信息综合处理的信息融合技术将成为故障诊断研究的热点,该方法将来自液压系统某一故障的多源信息加以智能融合,产生比单一信息源更精确、更完备的估计和判断。与经典信号处理方法相比较,信息融合处理的多传感器信息具有更复杂的形式,故障信息可以在不同的信息层次上融合。采用多传感器信息融合方法,可有效提高诊断决策的鲁棒性。