

液压系统故障诊断技术的研究现状与发展趋势*

周汝胜 焦宗夏 王少萍

(北京航空航天大学自动化科学与电气工程学院 北京 100083)

摘要: 从能源和伺服系统两个方面, 归纳液压系统的主要故障模式; 针对故障诊断的难点问题, 对能源和伺服系统故障诊断的主要理论、方法及研究现状分别进行分析和总结, 对各种方法的诊断效果进行定性分析, 指出各种方法的技术特点、局限性和适用范围; 最后, 归纳液压系统故障诊断技术的最新发展方向及需要进一步研究的问题。

关键词: 液压能源系统 液压伺服系统 故障模式 故障诊断 现状与趋势

中图分类号: TP206.3

0 前言

随着液压系统向质量轻、体积小、高压化、功率密度大和变压力等方向发展^[1], 液压系统的规模、功能、复杂程度及自动化水平日益提高, 人们迫切希望提高系统的可靠性与安全性。为此采取了提高液压元件可靠性、对系统进行高可靠及容错设计等一系列措施。即便如此, 由于诸多不可避免的因素, 液压系统难免会出现故障, 因此研究液压系统故障诊断和预报技术具有重要的现实意义, 已经成为工程技术领域研究的热点问题^[2-6]。

液压系统是一个典型的高度非线性系统, 系统各回路之间相互干涉, 使其失效形式、故障机理复杂多样; 系统内部动力传递封闭, 参数可测性差, 故障信息难以提取, 导致液压系统故障诊断困难。

液压系统故障诊断经历了长期的发展过程。最初主要依靠简单的诊断仪器, 凭借工作人员的丰富经验, 通过感观诊断、油样分析及故障树等分析方法诊断系统故障。文献[2]应用方框图、鱼刺图等分析方法, 对主要液压元件(如泵、马达等)的故障模式及诊断策略作了详尽的研究, 这类方法一般只能对系统故障进行简单的定性分析。

近年来, 随着信号处理技术、人工智能技术和控制理论等基础学科的迅速发展, 液压系统故障诊断在国内外得到了广泛重视并取得了重要进展。从学科发展方向来分, 诊断方法可归纳为三大类^[2-7]: 基于信号处理的方法、基于人工智能的方法和基于解析模型的方法, 这些方法分别在故障监测、故

障特征提取、故障模式识别等方面取得了显著的成果。

这里首先介绍了近年来国内外液压系统故障诊断的研究现状; 其次从液压能源和伺服系统两个方面分别进行故障机理分析, 指出能源和伺服系统故障诊断的难点问题; 然后着重对液压能源和伺服系统故障诊断方法分别进行归纳总结, 指出各种诊断方法的优点、局限性及适用范围; 最后结合实现难点和关键技术, 探讨了液压系统故障诊断今后的发展趋势。

1 液压系统故障诊断研究现状

液压系统故障诊断始于 20 世纪 60 年代^[3], 以 HUNT 为首的英国 Bath 大学和以 ACOLLACOTT 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, 通过在液压能源系统上安装加速度传感器及压力传感器实现了液压泵故障诊断, 此时故障诊断的方法大多还处于直接参数(振动、压力和流量等)测量和基于信号处理的阶段。20 世纪 80 年代初期至 20 世纪 90 年代末, 液压系统故障诊断技术特别是基于人工智能的诊断方法发展迅速。加拿大学者 TATGE 和 WINSTON 研究了用于卫星跟踪天线驱动的液压系统故障诊断^[4]; WANG 等开发了故障诊断专家系统以研究稳态液压伺服系统的故障监测及诊断; 1991 年英国 Wales 大学 CARDIFF 教授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^[5]; 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, 在此前后, 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 发表了题为“Fault diagnosis of a

* 航空基金(04E51013)及高校青年教师奖资助项目。20051120 收到初稿, 20060210 收到修改稿

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矢量空间进行神经网络故障诊断^[8]；1999 年 CHR 对动态专家系统进行研究，开发了相应的专家系统应用软件^[5]；2003 年，哥伦比亚学者 LINARIC 等^[9]采用神经网络非线性辨识的方法对电液伺服系统中的故障进行建模，据此实现系统故障诊断。同年，加拿大学者 AN 等^[10]采用广义卡尔曼滤波方法对液压系统状态进行估计预测，实现液压系统电气环节的故障诊断。

在国内，液压系统故障诊断研究起步较晚，但发展迅速。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；1992 年燕山大学赵永凯等、上海大学邱泽麟和陆元章等利用振动信号进行了液压系统故障诊断研究；2000 年燕山大学高英杰采用信号处理与人工智能诊断技术相结合的方法，实现对 AGC(Automatic gauge control)液压系统的故障诊断^[11]；自 1994 年以来北京航空航天大学自动化学学院机械电子工程系开始从事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、液压舵机系统故障诊断^[4-6, 8, 12]。其中该学科 303 教研室王少萍^[12]在全面分析液压泵故障机理的基础上，采用神经网络、专家系统对液压泵故障进行了全面深入研究，取得了良好效果；1997 年，董选民^[4]对液压系统鲁棒故障诊断做了有益的研究，提出了基于神经网络和模型观测器的鲁棒故障诊断策略；2002 年该教研室黄志坚^[6]采用故障树分

析方法全面分析和研究了轧机液压系统故障，提出对液压系统故障诊断有指导意义的原则；2003 年杨光琴^[5]对小波、小波包分析和多传感器信息融合技术在液压泵故障诊断中的应用作了大量研究；同年该教研室张若青^[8]采用动态神经网络进行了液压余度舵机伺服系统故障诊断，并通过仿真和试验验证了多步预测神经网络对余度舵机进行故障诊断的有效性。

2 液压系统典型故障机理分析

图 1 为一典型液压伺服系统原理图，系统由能源和伺服子系统组成，由于结构和功能不同，能源和伺服子系统故障模式及其故障诊断方法也不尽相同，下面将分别展开分析讨论。

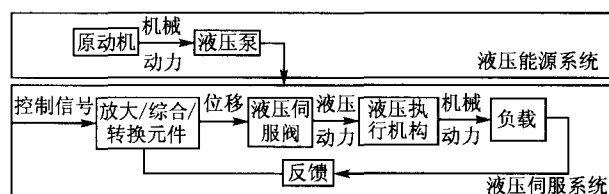


图 1 液压系统原理图

2.1 液压能源系统故障机理分析

液压泵是液压能源系统的核心部件，液压泵故障将导致整个液压系统瘫痪，因此液压泵故障诊断是能源系统故障诊断的关键^[3,12]，常见的柱塞泵故障模式如表 1 所示^[2-6, 12]。

表 1 液压泵故障机理分析

故障类型	故障原因	故障现象	故障特点
球头松动	由于制造误差或液压泵工作时压力冲击，使球头与球窝沉凹变形	柱塞在上、下死点产生两次冲击，泵源振动加剧	产生 2 倍轴频率的附加振动信号，故障特征明显
配流盘偏磨	配流盘内、外封油带损坏，缸体与配流盘之间的油膜被破坏	配流盘与缸体间干摩擦，壳体振动加强，泵回油流量减少	泵容积效率下降，回油流量变化明显，故障特征较明显
泄漏	柱塞与柱塞腔、配流盘与缸体严重磨损或油封失效	泵源泄漏，流体噪声增大	泄漏故障引起的振动信号微弱，容易被环境噪声淹没，故障特征不明显
轴承损伤	轴承润滑不良，液压泵处于高速重载或瞬间载荷下工作	轴承内外环及滚动体局部或大面积损伤，引起泵源振动	轴承故障引起的振动相对泵源固有振动微弱，故障特征不明显

从表 1 可以看出，球头松动和配流盘偏磨等故障特征较为明显，诊断相对容易；液压泵泄漏和轴承损伤故障特征信号微弱，容易被环境噪声淹没，需要采取先进的诊断策略才能可靠、有效地诊断出故障。

2.2 液压伺服系统故障机理分析

如图 1 所示，液压伺服系统主要由伺服阀、传感器及执行机构(液压缸、马达)组成，各元件常见

故障如表 2 所示^[2-6,13]。

从表 2 可以看出，对于伺服阀卡死、传感器输出恒增益等突变故障，故障特征明显，诊断方法较多；对于伺服阀泄漏、传感器输出漂移等缓变小幅值故障，由于液压系统工作环境恶劣，传统方法不能有效分离环境干扰和缓变故障，需采取鲁棒诊断策略，减少环境噪声等未知输入干扰的同时增强缓变小幅值故障对决策函数的影响强度。

表 2 液压伺服系统故障机理分析

故障类型	故障原因	故障现象	故障特点
伺服阀	喷嘴堵塞	油液污染	系统零偏增大, 频响下降, 系统不稳定
	滑阀卡滞	油液污染或滑阀变形	伺服阀输出恒定流量, 系统压力降低
	泄漏	刃边磨损或径向主阀心磨损	阀零偏增大, 系统增益下降, 压力降低, 流体噪声增大
传感器	输出恒增益	灵敏系数调整电路电桥故障	输出增益大小变化
	输出恒偏差	传感器应变计的弹性元件受冲击或超载引起塑性变形	传感器输出有一恒定偏差
	卡死	传感器的弹性模量补偿电路故障或输出引线断路	传感器输出为一常值, 执行机构位置可能超过极限
执行机构	漂移	电源波纹、温度、振动、电磁干扰或加工造成弹性体内力不平衡	传感器输出较正常, 输出值有一缓变偏移量
	泄漏	运动件磨损或密封圈失效	运动件速度较正常时变慢, 系统压力降低
	爬行	供油流量小于最小稳定流量或运动部件摩擦过大	运动件出现爬行现象
	卡死	径向不平衡或油液污染	执行机构不受控制

3 液压系统故障诊断技术

3.1 液压能源系统的故障诊断方法

目前液压泵故障诊断方法主要有基于信号处理的方法和基于人工智能的方法。

3.1.1 基于信号处理的液压泵故障诊断方法

基于信号处理的方法是利用信号的数学模型, 如相关函数、频谱、自回归滑动平均模型, 直接分析监测信号, 提取诸如方差、幅值、频率等故障特征参数, 通过与泵源正常工作时特征参数值比较, 实现液压泵故障诊断。基于信号处理的方法又可分为时域分析、频域分析、时频域分析及多传感器信息融合等四种方法^[3,5,11,14]。

(1) 时域分析方法。时域分析方法从时间波形、幅值上直接观测状态信息的波形和强度, 利用示性指标如峰—峰值、均值、方均根幅值及波形因素, 判断泵源是否故障。

(2) 频域分析方法。液压泵状态信号的频谱分析可揭示泵源工作的频率结构, 是液压泵故障诊断的重要途径。常用频域分析方法主要有: 自功率谱、高阶谱、倒谱包络等方法。

(3) 时频域分析方法。泵源壳体振动信号包含丰富的冲击成分, 呈现典型的非平稳时变特征, 需要从时域和频域综合描述振动信号, 才能有效提取故障特征信息, 这是小波分析的重要特性。小波变换在时域和频域均具有良好的局部化性质, 可用多重分辨率来刻画信号局部特征, 适合于探测正常信号中夹带瞬态反常现象并展示其成分, 对于液压泵

轴承损伤、泄漏等微弱特征信号, 小波分析是行之有效的方^[3,5,15]。

为解决小波分析带来的“高频低分辨”问题, 文献[3]研究了正交小波包分解的频带分割能力。小波包分解过程是信号低通滤波和高通滤波的过程, 正交小波包分解对小波变换没有细化的高频部分进一步分解, 自适应地选择频带, 使之与信号频谱相匹配, 提高信号时频分辨率。

(4) 多传感器信息融合方法。液压系统工作环境恶劣, 泵出口监测信号通常杂乱无章, 容易被干扰信号淹没, 单一传感器提取的时、频特征信息常呈现出较强的模糊性, 采用常规信号处理方法难以有效提升故障特征。从故障诊断学角度来看, 任何一种诊断信息都是模糊的、不精确的, 对任何一种诊断对象, 用单一信息来反映其状态行为都是不完整的, 如果从多方面获取同一对象的多维故障冗余信息, 加以综合利用, 就能对系统进行更可靠、更精确的监测和诊断。基于多传感器信息融合的液压泵故障诊断原理如图 2 所示, 多传感器从不同角度提取不同类型的冗余故障信息, 最后在数据层、特征层或决策层综合, 避免单一故障信号诊断时出现

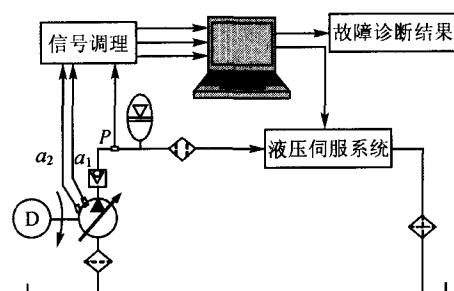


图 2 基于信息融合的液压泵故障诊断示意图

的误警及虚警现象，提高诊断结果的可靠性和鲁棒性^[5,15]。

基于信号处理的液压泵故障诊断方法的优点及局限性如表 3 所示^[2-7,12-20]。

表 3 基于信号处理的液压泵故障诊断方法

诊断方法	优点	局限性	成功案例
时域分析	参数测量直接，含义直观，一定程度上反映工况变化，适合于在线诊断	故障严重时容易误判，随机性较大，不适合非平稳信号	球头松动 ^[6]
频域分析	将特定频率同故障征兆联系起来	不能反应时间特性，对早期故障不敏感，不适合非平稳信号	球头松动 ^[4,5,16] 轴承损伤 ^[4,5]
时频分析	能刻画信号局部特性，抗噪声干扰能力强，适合突变、早期故障诊断	对于复杂系统，单一信号的时频信息不足以获得系统完整的故障特征	泄漏故障 ^[15] 轴承损伤 ^[16]
多传感器信息融合	可获得不同类型的故障信息，故障信息具有冗余性、容错性及互补性	传感器配置及管理困难，故障信息融合算法设计复杂，诊断成本增加	球头松动 ^[5] 泄漏故障 ^[14]

近年来，混沌理论逐渐应用于信息处理。混沌振子的非平衡相变对小信号的敏感性及其对噪声的强免疫能力，使混沌理论在微弱信号监测中具有非常重要的作用^[3,17]。文献[2]研究了 Duffing 振子间歇混沌运动，并将其应用到轴向柱塞泵松靴故障诊断。

此外，针对液压泵故障特征提取困难的瓶颈问题，有学者提出基于分形理论的液压泵故障诊断方法，运用分形理论提取故障特征矢量^[2,18]。

3.1.2 基于人工智能的液压泵故障诊断方法

(1) 基于专家系统的方法。基于专家系统的故障诊断是在知识库和数据库支持下，综合运用各种规则，进行一系列推理，诊断出泵源最终或最有可能的故障。利用专家系统对液压泵故障诊断，首先根据泵源故障模式、故障机理及历史数据，建立相应知识库和规则库，然后利用信息处理技术提取故障特征信号或根据现场故障现象，结合规则知识库，推理液压泵故障。基于专家系统故障诊断原理如图 3 所示，一般适用于故障规则多、故障推理清晰及故障逻辑决策分辨率高的场合^[11,19]。

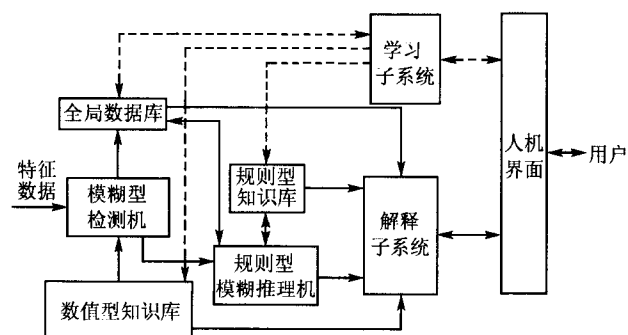


图 3 基于专家系统的泵源故障诊断原理图

(2) 基于神经网络的方法。基于信号处理的方法是液压泵故障诊断的有效方法之一，谱图能清晰反应故障与特征信号之间的关系，但该方法往往依赖于频谱的视觉观察，不便于实现在线故障诊断，因此利用信号处理提取故障特征后，通常采用神经网络作为故障分类器^[4-5,12,20]，即故障信号处理后的

故障模式分析，实现从故障征兆到故障原因的非线性映射，基于神经网络的液压泵故障诊断原理如图 4 所示。

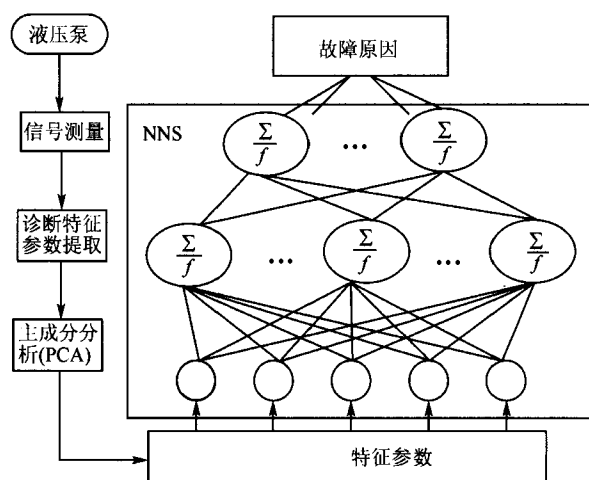


图 4 基于神经网络的液压泵故障诊断原理图

(3) 基于模糊推理的方法。严格意义上讲，泵源工作状态除“正常”和“故障”两种状态外，多数工况均处于两者之间的中间状态，即泵源工况存在界限不分明的概念(如泵出口压力“偏高”)，故障征兆与故障原因之间的映射关系呈现模糊性，运用模糊理论的诊断方法是一种有效的方法^[11,21]。模糊诊断的实质是引入隶属函数的概念，模糊逻辑以其较强的结构性知识表达能力，适合处理泵源故障诊断中的不确定和不完整信息。

基于人工智能的各种诊断方法优点及其局限性如表 4 所示^[5,12,18-20]。

表 4 基于人工智能的液压泵故障诊断方法

诊断方法	优点	局限性
专家系统	推理逻辑严密，可靠性高，知识显示表达	知识难以有效表达，获取困难，推理复杂
神经网络	并行处理，有自学习、自组织、容错能力	诊断推理过程不清晰，诊断解释不直观
模糊推理	符合故障模糊性特点，善于处理不确定信息	难于建立完整规则和隶属函数，学习能力差

监测泵源振动信号进行故障诊断在液压系统中较为成功^[3-6,11-12],但机械振动毕竟不是流体动态信号,监测非流体动态信号对液压系统故障诊断,往往具有一定的局限性^[22-23];另一方面液压系统正常流体脉动往往激励出大幅度的机械振动,使分辨机械故障引起的附加振动发生困难,因此,根据流体特性,监测流体动态信号可能是最为直接和敏感的方式^[22]。

3.1.3 基于液压泵脉动模型的方法

液压泵脉动特性除受条件工况影响外(稳态出口压力、工作介质和转速等),主要由泵内部结构特征决定(运动机构类型、配流机构、摩擦副间隙、流道结构及相应几何尺寸等),是液压泵的固有特性。液压泵脉动特性可由如图 5 所示的等效源流量 q_{V_s} 及等效源阻抗 Z_s 的频域模型描述,其中 q_{V_s} 反映了导致流量脉动的各种因素, Z_s 反映了泵内部液阻、液感、液容的综合阻抗效应^[22-23]。因此,脉动参数与泵源结构参数具有确定的对应关系,它们的测量及辨识有多种方法。

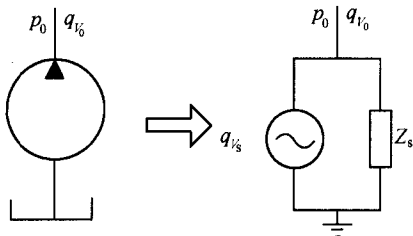


图 5 柱塞泵源等效脉动模型

液压泵故障大多数会导致泵源内部结构参数变化,从而引起脉动参数相应改变,通过监测 q_{V_s} 、 Z_s 的变化便可确定工作状态下泵结构参数的变化,判断发生变化的部位、性质和程度,从而实现泵源

故障诊断。因此,采用泵源脉动模型作为监控模型, q_{V_s} 、 Z_s 作为主监测参数是液压泵故障诊断的一种可行方法。

泵源脉动参数 q_{V_s} 、 Z_s 全面反映了泵自身结构参数和工作状态,与泵源动态负载无关, q_{V_s} 滤掉了液压系统的流体动态干扰(如系统流体脉动),因此脉动参数法具有很强的抗干扰能力。从上述分析可知,基于液压泵脉动模型的诊断方法关键是对主监测参数 q_{V_s} 、 Z_s 的辨识,从文献^[22-23]来看, q_{V_s} 、 Z_s 辨识结果与试验结果变化趋势一致,两者比较吻合,但辨识精度有待进一步提高。

3.2 液压伺服系统故障诊断方法

与能源系统类似,液压伺服系统故障诊断同样采用基于信号处理和人工智能的方法。伺服系统故障诊断时,神经网络除作为故障分类器外,往往用来辨识伺服系统模型,作为系统输出预测器^[24-25],下面将对神经网络在伺服系统中的应用作进一步讨论,其他方法不再赘述。

3.2.1 基于神经网络的伺服系统故障诊断方法

液压伺服系统是一个典型的动态系统,采用神经网络辨识系统模型,网络需要引入动态关系以处理与时间相关的动态信号。通常有两种方法^[26-30]:一是采用延时线方法,对神经网络的输入信号加窗,如将输入信号延时形成时延网络;另一种方法是在网络内部引入反馈,形成各种形式的递归网络,如 Elman、Jordan 网络。实际使用时,需针对液压伺服系统的复杂程度和实际工况,选择不同类型动态神经网络。常用动态神经网络的性能及适应范围如表 5 所示^[25-32]。

表 5 常用于故障诊断的动态神经网络

网络类型	原理	网络特点	典型结构	适用范围
前馈时延网络	将静态网络输入输出作一定阶数延时,作为下一时刻网络输入	无反馈,网络输入包含系统输入输出的历史数据,输入维数大	NARX	需预知系统阶次,适合系统阶次小、噪声小的时不变系统
时空神经元的动态神经网络	通过时空神经元模型将静态网络扩展成动态网络	无反馈,用线性时不变滤波器代替神经元间的连接权值	FIR、IIR	无需预知系统阶次,适合较复杂、强非线性系统
递归网络	将网络隐层或输出层的输出作为下一时刻网络隐层的输入	状态或输出反馈,网络结构简单,抗干扰能力强,训练困难	ELMAN、JORDAN	无需预知系统阶次,适合训练样本少的简单系统

如图 6 所示,根据是否将系统输出数据引入神经网络,形成了两种辨识模型^[8,26-33]:串—并联模型(图 6 中开关接通 FF)和并联模型(图 6 中开关接通 REC 于串—并联辨识模型,实际系统输出数据引入神经网络,网络学习收敛性好,学习后的模型是系统的不完全模型。文献^[8]、^[30]通过仿真和试

验验证,这种辨识结构由于将系统故障数据引入神经网络模型,网络可能产生故障学习现象,有时无法准确及时地监测系统故障,一般不适合于故障诊断场合。采用并联辨识结构的神经网络输入只包含系统输入和网络输出,学习后的神经网络模型是伺服系统的完全模型,模型具有较强的抗噪声能

力，避免了故障学习现象，比较适合于故障诊断场合。

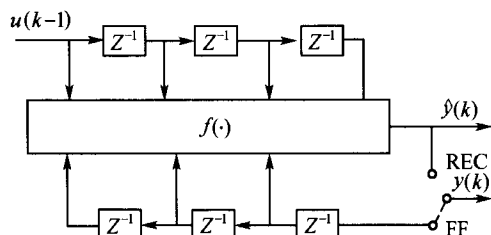


图 6 输入输出辨识结构示意图

3.2.2 基于解析模型的故障诊断方法

基于模型的故障诊断一般分为两个过程：残差生成和残差评价，即利用系统数学模型进行行为预测，将预测值与实际系统观测值比较，获得残差序列；对残差序列进行相关分析，结合历史数据实现故障诊断。

理想情况下，伺服系统正常工作时，残差等于零；系统故障时，残差应偏离零，即

$$r(s) \begin{cases} 0 & f(s) = 0 \\ \neq 0 & f(s) \neq 0 \end{cases}$$

式中 $r(s)$ 、 $f(s)$ 分别表示系统残差和故障。由上式可知，基于模型的故障诊断核心问题是残差生成。残差生成有多种方法，如基于观测器模型的方法^[7,19]、基于奇偶(等价)空间的方法^[34]、基于参数估计的方法^[35-36]以及基于卡尔曼滤波的方法^[10]。目前基于状态观测器的故障诊断方法是研究最多和最有效的方法^[4]，该方法基本思想是利用观测器估计系统输出，与系统实际输出比较产生残差矢量，通过对残差矢量的定量分析，实现系统故障诊断。

液压系统不可避免地存在过程噪声、干扰、参数变化和建模误差等未知输入的影响，如表 2 所示，传统基于模型的故障诊断策略不能有效分离伺服阀泄漏、传感器输出漂移等缓变小幅值故障与未知输入对残差的影响，导致诊断结果出现虚警或漏警现象，为此提出了鲁棒故障诊断(RFD)的方法^[4,33-36]。

RFD 策略的设计目标是最大限度减少系统未知输入对残差影响的同时尽可能地增强故障对残差的作用，RFD 包括两个过程。

(1) 鲁棒残差生成。鲁棒残差生成的基本思想是使残差对模型不确定性等未知输入不敏感而对故障高度敏感。

目前鲁棒残差生成器的设计方法主要有基于干扰解耦和干扰补偿的两种方法^[4,33-36]，各种方法的工作原理及其特点如表 6 所示。

表 6 鲁棒残差生成方法

残差生产方法		工作原理	特点
干扰解耦	特征结构配置	配置加权增益矩阵和反馈增益使未知输入与观测器残差解耦	干扰矩阵已知，增益矩阵设计复杂，残差不受未知输入影响
	未知输入观测器	通过设计未知输入观测器，使未知输入与观测器输出解耦	矩阵已知，未知输入，观测器存在条件苛刻，残差不受未知输入影响
干扰补偿	输入补偿	估计未知输入，以此修正观测器的输入	未知输入可估计，设计简单，能减少未知输入对残差的影响
	残差补偿	利用系统无故障残差补偿实际系统工作时的残差	需无故障数据辨识历史残差，能减少未知输入对残差的影响

为实现伺服系统多故障诊断，残差生成器设计的另一个目标是将观测器残差固定在不同的方向，使之对不同故障敏感，而与其他故障相隔离。对图 1 所示的典型单输出液压伺服系统，如何设计具有不同故障敏感性的残差矢量是一个难点和热点课题。

(2) 鲁棒残差评价。鲁棒残差评价的基本思想是设计有效的决策逻辑和鲁棒阈值，使决策函数对模型不确定性等未知输入具有鲁棒性，以降低诊断策略的误报率。自适应阈值一般设计为^[4,9,37-38]

$$J_{ad}(t) = J_0 + J_1(t)$$

式中 J_0 是阈值修正值，表示系统无故障时残差偏离程度， $J_1(t)$ 表示系统正常工作时由于过程噪声、干扰、参数变化、建模误差等未知输入引起的无故障残差，不考虑输入故障情况下，文献[9]将其表示成舵机角速度的函数，文献[4]则采用多项式拟合无故障时残差序列的方法来构造自适应阈值。

采用自适应阈值是实现鲁棒故障监测的一种有效途径。目前，对自适应阈值已有许多研究，提出了许多方法^[4,9,37-39]，但系统地研究自适应阈值还刚刚开始，这将成为故障诊断领域的热点问题。

4 液压系统故障诊断的发展趋势

液压系统故障诊断是一个活跃的研究领域，相关学科的新技术、新理论不断引入液压系统故障诊断，使之不断完善和发展。当前液压系统故障诊断方法的发展趋势，归纳起来主要有以下几个方面。

(1) 新理论与传统方法相结合。传统诊断方法虽然仍将广泛使用，但逐步被赋予新的内容。如对液压泵泄漏、轴承损伤等缓变小幅值故障，将混沌分形理论应用于故障信号处理，计算系统关联维数、KOLMOGOROV 熵等混沌特征矢量，利用系统吸引子动态结构变化的敏感性来对信号进行二次处理，以解决故障特征信号难于有效提取的问题；基于神

经网络的故障诊断,将遗传算法和模拟退火算法应用于 MLP 神经网络的学习算法,解决网络训练易陷于局部极小、难以求解全局最优解的问题。

(2) 多传感器信息融合。液压系统工作环境恶劣,故障信息容易被噪声淹没,凭借单一传感器信息往往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逐渐成为故障诊断研究的亮点,该方法将来自液压系统某一目标的多源信息加以智能合成,产生比单一信息源更精确、更完全的估计和判决。与经典信号处理方法相比,信息融合所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。

(3) 多种诊断方法相互融合。液压系统故障诊断的各种方法均有一定的适用范围,制订诊断策略时,各种方法应取长补短,充分利用不同诊断方法的优势,提高诊断策略的综合性能。如将神经网络和专家系统相结合的基于神经网络的专家系统,该方法利用神经网络并行处理能力及网络结构具有鲁棒性等优点,克服传统专家系统知识表达困难、推理容易陷入组合爆炸等瓶颈问题,将专家知识以权值和阈值的形式存储于网络中,充分利用专家经验;利用神经网络学习、联想功能,诊断过程中不断归纳新规则,完善知识库,使故障诊断系统具有自学习、自组织、自适应及容错能力,同时结合专家系统的解释机制,克服神经网络故障诊断解释不直观等问题。

(4) 鲁棒故障诊断。液压系统工作时,由于液压元件参数改变、模型误差及环境噪声等未知输入的影响,传统诊断策略往往难以区分缓变小幅值故障、早期故障与未知输入对系统工作状态的影响,导致故障诊断结果出现误判。对于液压伺服系统,应用新的理论及方法,设计鲁棒残差生成器和鲁棒残差评价策略,解决系统中缓变小幅值故障的监测与诊断,提高故障诊断的覆盖率是液压系统故障诊断的难点和热点问题。

(5) 故障隔离及多故障诊断。液压系统内部动力传递封闭,系统可测量参数少,基于模型的液压伺服系统故障诊断,特别对于单输出系统,如何利用系统有限的测量输出,设计具有不同故障敏感性的残差矢量,实现故障隔离及多故障并发诊断是一个难点问题。

(6) 远程故障诊断。随着液压系统规模、功能及复杂程度的日益提高,系统故障诊断也越来越困难,基于分布式技术和网络通信技术的远程故障诊断成为故障诊断领域的另一个发展方向。远程故障

诊断是利用网络系统在异地对远程现场液压系统实施监测,并根据测试数据进行故障预报及诊断。将诊断系统构建于网络环境中,可发挥 Internet 信息共享的优势,改善诊断系统性能,克服传统诊断方法信息提取困难、诊断能力低等弊端。

5 结论

液压系统故障具有隐蔽性、复杂性、随机性、多样性及分散性等特点,尽管国内外学者对液压系统故障诊断进行了深入广泛的研究,但实际诊断过程中仍面临许多问题。针对具体情况,选择合适的诊断技术,多种方法取长补短,才是最有效的故障诊断策略。

参 考 文 献

- [1] 陈斌,王占林,裘丽华. 机载液压系统的主要发展趋势[J]. 航空学报, 1999, 19(7): S1-S6.
- [2] 嵇国光. 液压系统故障诊断与排除[M]. 北京: 海洋出版社, 1994.
- [3] 姜万录. 基于混沌性质和多分辨分析的故障诊断理论及试验研究[D]. 秦皇岛: 燕山大学, 2001.
- [4] 董选民. 鲁棒故障诊断及其在液压系统中的应用研究[D]. 北京: 北京航空航天大学, 1997.
- [5] 杨光琴. 多传感器航空液压系统信息融合故障诊断研究[D]. 北京: 北京航空航天大学, 2003.
- [6] 黄志坚. 轧机液压故障诊断与监测研究[D]. 北京: 北京航空航天大学, 2003.
- [7] GADDOUNA B O. Fault diagnosis in a hydraulic process using unknown input observers[C]//Proceedings of the IEEE International Conference on Control Applications, Hartford, CT, 1997(1): 490-495.
- [8] 张若青. 基于动态神经网络的液压余度舵机系统故障诊断[D]. 北京: 北京航空航天大学, 2003.
- [9] LINARIC D, KOROMAN V. Fault diagnosis of a hydraulic actuator using neural network[C]//IEEE International Conference on Industrial Technology, Maribor, Slovenia, 2003(1): 108-111.
- [10] AN L, SEPEHRI N. Hydraulic actuator circuit fault detection using extended kalman filter[C]// Proceedings of the American Control Conference, Denver, Colorado, 2003(5): 4 261-4 266.
- [11] 高英杰. 轧机 AGC 液压系统故障诊断技术的研[D]. 秦皇岛: 燕山大学, 2001.
- [12] 王少萍. 液压泵计算机辅助测试及故障诊断研究[D]. 北京: 北京航空航天大学, 1994.

- [13] 王云章. 应变式传感器故障分析与修理[M]. 北京: 中国计量出版社, 1995.
- [14] ZHOU Ruixiang, LIN Tingqi, HAN Jianding, et al. Fault diagnosis of airplane hydraulic pump[C]//Proceedings of the 4th World Congress on Intelligent Control and Automation, AK, 2002(4): 3 150-3 152.
- [15] 于文征. 柱塞泵泄漏故障智能诊断系统研究[D]. 南京: 南京理工大学, 2002.
- [16] 麻健. 倒频谱在液压泵故障诊断中的应用[J]. 机床与液压, 2001(5): 55-56.
- [17] 姜万录, 王益群, 孔祥东. 齿轮故障的混沌诊断识别方法[J]. 机械工程学报, 1999, 35(6): 44-47.
- [18] 王庆华, 张兴彪, 张洪朋, 等. 分形理论在液压泵故障诊断中的应用[J]. 大连海事大学学报, 2004, 30(2): 40-43.
- [19] 周敏, 湛从昌. 液压泵故障诊断专家系统研究[J]. 武汉钢铁学院学报, 1993, 16(1): 113-117.
- [20] SHAFAI B. Robust fault detection using proportional integral observers[C]//Proceedings of the 5th Biannual on World Automation Congress, 2002(14): 515-520.
- [21] 季长印, 高澜庆, 方湄. 设备故障诊断的模糊综合决策法[J]. 中国机械工程, 1999, 10(8): 872-873.
- [22] 蒋荀, 李沛琼, 宋文澜. 液压泵故障诊断的脉动参数法[R]. 北京航空航天大学科研报告, 1990, BH-B3 812.
- [23] LIU S, HUNG J C. Pulsating parameter method for fault diagnosis for a hydraulic pump[C]//Proceedings of Industrial Electronics, Control and Instrumentation, Kobe, 1991(3): 2 145-2 150.
- [24] 陈章位. 电液伺服系统故障诊断技术的研究[J]. 中国机械工程, 2000, 11(5): 544-546.
- [25] HEAND N S, SEPEHRI. Online modeling and prediction of hydraulic servo actuators with neural networks[C]//Proceedings of the American Control Conference, San Diego, California, 1999: 3 708-3 712.
- [26] NAREMDRA K S, PARTHASATHY K. Identification and control of dynamical systems using neural networks[J]. IEEE Trans. on Neural Networks, 1990, 1(1): 4-27.
- [27] ALEX W. Modular construction of time-delay neural networks for speech recognition[J]. Neural Computation, 1989, 1(1): 41-64.
- [28] PARLOS A G, RAIS O T. Multi-step-ahead prediction using dynamic recurrent neural networks[C]//International Joint Conference on Neural Networks, Washington DC, 1999(1): 349-352.
- [29] 从爽, 高雪鹏. 几种递归神经网络及其在系统辨识中的应用[J]. 系统工程与电子技术, 2003, 25(2): 194-197.
- [30] 张若青, 裘丽华. 基于动态神经网络的液压伺服系统故障监测[J]. 机械工程学报, 2002, 38(3): 46-49.
- [31] 阎平凡, 张长水. 人工神经网络与模拟进化算法[M]. 北京: 清华大学出版社, 2001.
- [32] CALADO J M F, COSTA J M G S. A hierarchical fuzzy neural network approach for multiple fault diagnosis[C]//UKACC International Conference on Control, Swansea, 1998(6): 1 498-1 503.
- [33] DEMETRIOU M A, POLYCARPOU M M. Incipient fault Diagnosis of dynamical systems using online approximators[J]. IEEE Trans. On Automatic Control, 1998, 12(5): 1 612-1 617.
- [34] YU Dingli, WILLIAMS D. SHIELDS D N. A parity space method of fault detection for bilinear systems [C]//Proceedings of the American Control Conference, Seattle, WA, 1995(2): 1 132-1 133.
- [35] TAN Hongzhou, SEPEHRI N. Parametric fault diagnosis for electro-hydraulic cylinder drive units[J]. IEEE Trans. on Industrial Electronics, 2002, 49(1): 96-106.
- [36] SONG R, SEPEHRI N. Fault detection and isolation in fluid power systems using a parametric estimation method [C]//Proceedings of the 2002 Canadian Conference on Electrical & Computer Engineering, Canadian, 2002(1): 144-149.
- [37] 刘春恒, 周东华. 故障监测中阈值一种自适应选择方法[J]. 上海海运学院学报, 2001, 22(3): 46-50.
- [38] KE Le, HUANG Zhaohui. Adaptive thresholding—a robust fault detection approach[C]//Proceedings of the 36th IEEE Conference on Decision & Control, California, USA, 1997(5): 4 490-4 495.
- [39] DONG Min, LI Guoyou, LIU Cai. Hydraulic component fault diagnosis research based on mathematical model [C]//Proceedings of the 5th World Congress on Intelligent Control and Automation, Hangzhou, P. R. China, 2004(2): 1 803-1 806.

CURRENT RESEARCH AND DEVELOPING TRENDS ON FAULT DIAGNOSIS OF HYDRAULIC SYSTEMS

ZHOU Rusheng JIAO Zongxia WANG Shaoping
(School of Automation Science and Electrical
Engineering, Beihang University,
Beijing 100083)

Abstract: Based on mechanism analysis of hydraulic power and servo systems, the primary failure modes of hydraulic systems are briefly introduced. According to the key and difficult topics on diagnosis of power and servo subsystems, the theories, the approaches and the developing situation of fault diagnosis technology in recent years are comprehensive analyzed and summed up. By summarizing the advantages, limitations and applicable areas of each method, suggestions and comments are given for further research efforts.

Key words: Hydraulic power systems Hydraulic servo systems

Failure mode Fault diagnosis

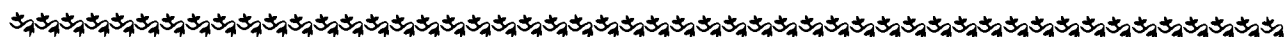
Current research and developing trends

作者简介: 周汝胜, 男, 1977 年出生, 博士研究生。主要研究方向为液压系统故障诊断及仿真技术。

E-mail: zhourusheng@asee.buaa.edu.cn

焦宗夏, 男, 1963 年出生, 教授, 博士研究生导师。主要从事液压系统故障诊断、机电控制、系统仿真、流体传动及控制方面的科研与教学工作。

王少萍, 女, 1966 年出生, 教授, 博士研究生导师。主要从事液压系统故障诊断与仿真、网络控制与可靠性、飞机操纵系统等方面的科研与教学工作。



国家自然科学基金重点资助项目成果简介

国家自然科学基金 2002 年资助项目“优秀项目”候选项目共 47 项, 根据专家选票结果, 选出 10 项获奖“优秀项目”, 按资助号排名。

国家自然科学基金 2003 年资助项目“优秀项目”候选项目共 49 项, 根据专家选票结果, 选出 10 项获奖“优秀项目”, 按资助号排名。

国家自然科学基金 2002 年资助项目获奖优秀项目

序号	资助号	项目依托单位	项目负责人	项目名称
1	50205018	上海交通大学	朱利民	力反馈虚拟操作理论及在产品开发中的应用
2	50205024	浙江大学	顾临怡	开关液压源的负载适应原理及其节能研究
3	50275002	北京航空航天大学	丁希仑	空间弹性机构的李群、李代数分析方法及其应用
4	50275019	大连理工大学	腾弘飞	应急设计的关键理论与方法及其应用研究
5	50275025	东北大学	谢里阳	相关失效系统的非整数阶失效定义与可靠性建模
6	50275044	合肥工业大学	陈心昭	基于扫描声强测量的近场声全息技术研究
7	50275054	华南理工大学	夏琴香	三维非轴对称零件旋压成型理论和方法研究
8	50275086	山东大学	黄传真	新型纳米复相陶瓷刀具及切削性能研究
9	50275093	上海交通大学	程先华	稀土改性无机纤维增强热塑性复合材料冲击磨损性能研究
10	50275096	上海交通大学	周 勇	基于软磁多层膜交流阻抗效应的新型力敏传感器研究

国家自然科学基金 2003 年资助项目获奖优秀项目

序号	资助号	项目单位	项目负责人	项目名称
1	50305008	华中科技大学	高 亮	群体智能理论与粒子群优化算法在作业车间调度中的应用研究
2	50305029	西南交通大学	钱林茂	镍钛合金应力诱发相变下的微磨损机理研究
3	50375036	哈尔滨工业大学	苑世剑	管材热态内压成形新方法及其机理研究
4	50375045	河北工业大学	檀润华	基于 Fusion 界面模型的产品创新设计研究
5	50375055	华南理工大学	汤 勇	IC 芯片散热器柱表面三维微翅结构、亚结构/拉削机理及多/微尺度
6	50375067	江苏大学	马履中	仿橡胶多维减振平台设计的系统理论与非线性解耦控制
7	50375083	清华大学	叶雄英	基于碳纳米管场发射的纳机电电力传感器技术研究
8	50375106	天津大学	黄 田	高速、高精度、轻型并联机械手动态设计与控制技术基础
9	50375132	燕山大学	许立忠	机电集成超环面传动理论和关键技术基础
10	50375147	浙江工业大学	袁巨龙	精密球新型研磨方式的基础研究