

工业自动化仪表故障诊断技术研究

郝磊

四川天华化工集团股份有限公司, 四川 泸州 646200

[摘要]由于工业控制系统越来越复杂, 自动化仪表的故障诊断技术也成了保证生产安全、运行可靠的先进技术。文章对工业自动化仪表的典型故障特征和分类体系进行了系统整理, 在此基础上又从解析模型、信号处理、人工智能三个方面对故障诊断方法进行了综述。根据解析模型方法是用参数估计和状态观测器来实现故障的量化诊断, 根据信号处理方法是用时域、频域、时频域和高阶统计量分析来挖掘故障特征信息, 根据人工智能方法有浅层神经网络、深度学习、支持向量机、集成学习等智能算法。最后对各种方法的适用范围及未来发展进行总结预测。

[关键词]工业自动化仪表; 故障诊断; 解析模型; 信号处理; 人工智能

DOI: 10.33142/ec.v9i6.19819

中图分类号: TP214

文献标识码: A

Research on Fault Diagnosis Technology for Industrial Automation Instruments

YAN Lei

Sichuan Tianhua Chemical Group Co., Ltd., Luzhou, Sichuan, 646200, China

Abstract: Due to the increasing complexity of industrial control systems, fault diagnosis of automation instruments has become an advanced technology to ensure production safety and reliable operation. The article systematically summarizes the typical fault characteristics and classification system of industrial automation instruments, and on this basis, summarizes fault diagnosis methods from three aspects: analytical models, signal processing, and artificial intelligence. According to the analytical modeling method, parameter estimation and state observer are used to achieve quantitative diagnosis of faults. According to the signal processing method, time-domain, frequency-domain, and high-order statistical analysis are used to mine fault feature information. According to artificial intelligence methods, there are intelligent algorithms such as shallow neural networks, deep learning, support vector machines, and ensemble learning. Finally, summarize and predict the scope of application and future development of each method.

Keywords: industrial automation instruments; fault diagnosis; analytical model; signal processing; artificial intelligence

引言

工业自动化仪表是工业生产过程中的关键感知元件, 它的运行状况会直接影响到控制系统作出的决定以及生产效率。随着工业装备向大型化、复杂化发展, 仪表的工作环境越来越恶劣, 高温、强噪声和电磁干扰等都会导致故障频发, 传统的定期检修方式已经不能满足实时性和准确性的要求了。工业自动化仪表故障诊断技术是从依靠经验判断到依靠模型驱动再到依靠数据驱动的演变过程。早期的方法依靠人工经验和故障树推断, 效率低, 主观性大^[1]。基于解析模型的方法在机理清楚的系统中效果好, 但是模型精度限制了工程的应用。近些年来, 以信号处理、机器学习等为代表的驱动数据驱动的方法逐渐成为研究的主流。

1 工业自动化仪表故障特征与分类

工业自动化仪表种类繁多, 有温度仪表、压力仪表、

流量仪表、物位仪表和分析仪表等。从故障表现形式上看, 仪表故障大体上可以分为四类。第一种是偏置故障, 指仪表输出在某一时刻出现阶跃性跳变并且长时间保持在某个固定的偏移上; 第二种是增益漂移故障, 即仪表的灵敏度发生缓慢的变化, 输出与输入量的比例关系慢慢偏离正常范围; 第三种是完全失效故障, 比如传感器断路或者短路造成输出一直保持最大值、最小值或者固定值; 第四种是精度劣化故障, 即测量噪声变大、响应变慢或者重复性变差等性能退化的情况。另外石化企业中的仪表自动化设备在长期运行中还会由于腐蚀、结垢、振动等原因出现间歇性的接触不良或者信号丢失的软故障。

故障诊断的任务是在故障发生之前或者发生之初就检测出异常, 然后对故障进行定位、分离和识别。根据诊断对象的不同, 仪表的检测信息可以是仪表自身输出的测

量信号、多个仪表之间相关性的关系、控制回路的输入输出数据或者多传感器融合的信息。确定故障特征及分类体系，为之后的诊断方法选择打下基础。

2 基于解析模型的故障诊断方法

基于解析模型的故障诊断方法是建立仪表或者过程动态行为的数学模型，用模型输出和实际测量值之间的残差来判断故障。该类方法在系统机理清楚、模型精度可以接受的情况下，诊断速度快、可以定量定位等优点明显。

2.1 参数估计诊断技术

参数估计法的主要思想就是把故障看作是系统模型中的一些关键参数发生了异常变化，然后用在线辨识或者滤波的方法来实时跟踪这些参数，并将其与正常值进行比较来判断故障。常用的参数估计算法有最小二乘法、自适应滤波法、粒子滤波法、卡尔曼滤波法等。利用最小二乘法实现即时在线仪表校验与诊断，用现场实际测量数据来更新模型中的参数，使模型可以使用并且能够快速定位故障。该方法的优点是能直接反映出故障的种类和严重程度，但是它的诊断精度很大程度上取决于模型的好坏以及参数辨识算法是否收敛，在强非线性系统中还存在一定的困难。为了克服由于噪声而造成的故障幅值估计失真的问题，自适应粒子滤波器等方法被用来在噪声环境中实现故障幅值的准确估计，并且可以实时进行补偿。

2.2 状态观测器诊断技术

状态观测器对系统不可测的状态进行重构，用实际输出和观测器输出的残差来实现故障检测。常见的观测器有鲁棒观测器、自适应观测器、未知输入观测器和增广状态观测器等。根据状态观测器原理设计出传感器增益漂移故障鲁棒诊断的方法，利用辅助系统产生故障特征信号，从观测器残差中拟合出故障信息，在模型存在不确定性的条件下也可以对故障进行诊断和分离。随着现代工业系统对安全性和可靠性要求越来越高，观测器理论也随之发展^[2]。把传感器故障当作增广状态之一来创建广义系统，借助 Lyapunov 函数以及线性矩阵不等式办法来保证观测误差系统收敛速度，并且抑制扰动对故障估计的影响。状态观测器法对于机理建模精度高的系统诊断效果好，但是当模型误差大或者系统有强非线性时，观测器设计难度大。

3 基于信号处理的故障诊断方法

以信号处理为基础的故障诊断方法不需要系统地解析出故障的模型，而只是从仪表给出的测量信号中提取出反映故障状况的特征信息。该类方法适合于机理复杂，不能够建立准确数学模型的工业仪表系统。

3.1 时域分析诊断技术

时域分析是信号处理最基本的方法，直接对信号的幅值、均方根值、峰值、方差、偏度、峭度等统计量进行计算。仪表故障诊断的时候，时域特性改变可以立刻体现故障出现。传感器漂移故障一般造成信号均值缓慢变化，间歇性接触不良就会在时域波形上产生突变的脉冲成分。时域分析的优点是计算简单、实时性好，但是对微小的故障、早期的故障分辨能力差，并且容易受噪声影响。

3.2 频域分析诊断技术

频域分析用傅里叶变换把时域信号变成频率域，从频谱结构变化中找出故障特征。当仪表出现机械类故障的时候，它的输出信号的谐波成分会明显改变，在频域里更容易被发现。功率谱分析属于频域分析的基本手段，经由算出信号的功率谱密度函数，可以展现各个频率分量的能量分配情况，进而帮助判定仪表的工作状况。

3.3 时频分析诊断技术

传统的频域分析方法对于平稳信号的分析比较深入，但是仪表在实际的工业环境中产生的信号一般都具有明显的非平稳性。时频分析把一维时域信号拓展到二维时频平面上，可以同时表现信号频率分量在时间上的变化情况，较好地解决仪表非稳态运行工况的问题。短时傅里叶变换是常用的一种时频分析方法，但是由于固定窗口尺寸造成的时频分辨率矛盾。小波分析利用多尺度分解克服了这个不足，在仪表微弱故障特征提取上取得了较好的效果。一种基于广义 S 变换和同步提取变换的时频分析方法，进一步提高了时频聚集性，给强时变信号的故障诊断提供了一种新的思路。

3.4 高阶统计量诊断技术

高阶统计量是用信号的三阶及以上矩或者矩比来表示的特征量，主要用来描述信号分布的不对称性、尖锐度等深层次的形态特征，特别适合于低阶统计量不能体现的非高斯、非线性信号的细节。高阶统计量对于在强噪声背景下进行仪表故障诊断有独特之处。当仪表输出信号的信噪比较低的时候，传统的基于二阶统计量的方法很难提取出有效的故障信息，而双谱、三谱等高阶谱技术可以在高阶累积量域中有效地分离出信号和高斯有色噪声成分。滚动轴承故障振动信号容易受到高斯噪声的影响，可以通过高阶谱恢复功率谱，并从中提取故障特征信息的方法^[3]。该类方法很好地克服了传统频域分析对于非平稳、非高斯信号的不足。

4 基于人工智能的故障诊断方法

近些年来，人工智能技术飞速发展，给工业自动化仪

表的故障诊断赋予了新的解决办法。该类方法用机器学习算法从大量的历史运行数据中自动学习故障模式和正常模式的判别边界，不需要显式的数学模型，特别适合于处理高维、非线性、强耦合的仪表系统故障诊断问题。

4.1 浅层神经网络诊断技术

浅层神经网络一般是指有单隐层或者较少隐层的人工神经网络模型，由于结构简单、训练收敛快，在早期仪表故障诊断中得到了广泛的应用。基于神经网络的故障诊断系统具有较好的容错性以及非线性映射能力，可以直接把仪表的多维输入特征映射到故障类别空间中。实际应用时，网络结构的选择会直接影响到诊断的速度和精度，而在线学习方式的加入又大大提高了神经网络在传感器故障诊断方面实时应用的能力。就小规模仪表数据集而言，浅层网络仍然有训练成本低、可解释性较好等优点。

4.2 深度学习诊断技术

随着仪表系统采集的数据量呈指数级增长，数据的维度也越来越大，浅层神经网络的表达能力越来越接近极限。深度学习依靠自身强大的深层特征自动提取能力，渐渐成为仪表故障诊断领域的研究热点。卷积神经网络可以很好地提取传感器信号中局部时序模式，对于振弦传感器、旋转机械等工业仪表的故障诊断有较好的效果。长短时记忆网络依靠独特的门控机制，可以很好地捕捉到仪表输出信号的长期时间依赖性，对于处理流程工业中缓变漂移故障有着天然的优势。使用 LSTM 构建编解码器模型，根据智能电表内部各个传感器之间数据的相关性来实时监测各个传感器的工作状态，并且可以准确地判断出各个传感器出现的故障。只用正常运行时获取的传感器数据作为输入，有效地降低了对故障样本数据的依赖性。另外，深度自编码器被用来做仪表无监督故障检测，用重构误差变化来识别异常状态，生成对抗网络可以在故障样本不足的情况下生成逼真的故障数据，大大缓解了小样本学习的问题。

4.3 支持向量机诊断技术

支持向量机根据结构风险最小化原理，在小样本情况下具有很好的泛化能力，很好地解决了工业仪表故障诊断中故障样本少的问题。SVM 的主要思想就是用核函数把

原始特征空间映射到高维希尔伯特空间，然后在高维空间里找到最优分类超平面来完成样本的准确划分^[4]。在石油天然气测控系统故障诊断研究中，采用双流残差卷积神经网络和 SVM 相结合的混合故障诊断框架，用 TsRNet 提取多尺度特征，用主成分分析进行特征降维，最后用 SVM 做多类故障判断，在强噪声、小样本的情况下仍然能获得较高的故障识别准确率，比 CNN、LSTM、CNN-LSTM 等基线方法要好。多类故障识别问题中采用一对多或者一对一的 SVM 集成方案可以提高分类的准确率，核函数的选择也对诊断性能有着较大的影响，径向基核函数由于其对非线性边界的良好适应性而被广泛使用。

4.4 集成学习诊断技术

集成学习把多个基分类器的判断结果结合起来，用投票或者加权的方法得到最终的诊断结论，可以很好地解决单一模型在训练数据不平衡、有离群值等情况下稳健性差、泛化能力弱的问题。基于 stacking 的集成学习模型被用来做温度仪表漂移故障诊断，云端准确地完成漂移故障诊断。另外 AdaBoost 集成学习算法也被应用到仪表模拟电路的故障诊断当中，通过不断地调整样本权重来把多个弱分类器组合成一个强分类器，从而提高了船用柴油机油耗仪表模拟电路故障的识别率^[5]。集成学习在各种仪表故障诊断任务上取得较好的效果说明，利用模型融合提高诊断系统鲁棒性的方法是值得继续研究的技术途径。近些年来，随机森林属于集成学习的关键分支，它经由创建诸多决策树，并实施多数投票的方式，在流量仪表的故障诊断当中表现出对于高维特征以及噪声数据的较强耐受能力；以 XGBoost、LightGBM 为代表的梯度提升集成方法，在保证计算效率的同时也具备较好的诊断精度，特别适合于工业实时诊断场景下大量数据的快速处理。

从表 1 可知，三种方法在基本原理、优势及适用场景方面存在着较大的差别，实际使用时一般会依照仪表系统实际情况来挑选合适的方法，或者采用多种方法相结合的方式以求得更好的效果。解析模型方法可以用于快速筛选和定位，在复杂的、非线性的仪表系统中，更多的是依靠信号处理以及人工智能的数据驱动的方法。

表 1 工业自动化仪表主要故障诊断方法比较

方法类别	代表技术	基本原理	优势	局限性
解析模型	参数估计、状态观测器	通过数学模型计算残差	可定量诊断、速度快	依赖精确模型
信号处理	时频分析、高阶统计量	从信号中提取故障特征	无需建模、物理意义明确	深层特征提取能力有限
人工智能	深度学习、SVM、集成学习	从数据中自动学习故障模式	无需显式模型、精度高	依赖数据质量与样本量

5 结束语

工业自动化仪表故障诊断技术由最初的依靠人工经验分析,发展到现在的利用解析模型进行诊断,最后又发展成为信号处理和人工智能相结合的技术。基于解析模型的方法在机理明确的系统中仍然有不可取代的定量诊断作用,而基于信号处理的方法可以从时域、频域、时频域等多方面去发现故障特征,高阶统计量在非高斯噪声环境下独有的特点也需要加以重视。人工智能方法特别是深度学习的出现,给仪表故障诊断开辟了新的技术途径,它在特征自动提取、非线性模式识别方面表现出的卓越能力是目前的主要发展趋向。但是由于工业仪表种类繁多、工况复杂,单一种类的方法很难满足所有的故障类型诊断要求,所以多源信息融合、模型和数据混合驱动、边端协同诊断等方向将会成为未来的研究重点。同时,在小样本、不平衡数据、可解释性差等现实条件下,怎样进一步提高智能诊断方法的工程实用性与可靠性,还需要学术界与工业界

共同不懈地努力。

[参考文献]

- [1]于骞翔,李擎,李琳琳,等.面向大规模工业生产过程的数
据驱动故障诊断方法综述[J].工程科学学报,2025,47(4):
780-793.
 - [2]王德民.基于 FFT- PNN 的智能阀门定位器故障诊断方
法研究[J].自动化仪表,2025,46(4):36-41.
 - [3]邱火旺.基于深度学习的仪表故障诊断与预测模型研究
[J].电子元器件与信息技术,2024,8(9):90-92.
 - [4]李锋,周秉直,张俊亮,等.基于回归分析的热量表使用寿
命预测方法研究[J].工业仪表与自动化装
置,2024,1(5):122-128.
 - [5]王月磊.基于 PLC 的电气自动化仪器仪表故障检测分析
[J].仪器仪表用户,2025,32(4):100-102.
- 作者简介: 鄢磊 (1987—), 毕业于四川大学, 过程装备
与控制工程专业, 参与新建项目、中试研发等项目建设。