

阀门故障智能诊断与预测方法研究

黄维

新疆生产建设兵团天盈石油化工有限公司

摘要：阀门是工业生产中使用的重要设备，其安全、可靠运行是保证工业生产安全的关键。随着工业自动化程度的提高，阀门运行工况日益复杂，其发生故障的概率也越来越大。阀门发生故障会导致安全事故、环境污染和资源浪费等后果，给国家经济发展和人民生活带来严重危害。随着阀门设备日益大型化和复杂化，其运行工况更加复杂多变，因此，如何对阀门设备进行实时监测和故障诊断就显得尤为重要。由于传统的诊断方法是基于人工经验的方法，具有很大的主观性、不确定性和滞后性等缺点，因此将机器学习技术应用到阀门故障诊断中来成为一种重要趋势。本文基于人工智能技术，对阀门故障智能诊断与预测方法进行研究。

关键词：阀门故障；智能诊断；预测方法；研究

【DOI】10.12252/j.issn.2096-6288.2022.05.225

引言

阀门是工业生产中应用广泛的一种关键机械设备，其功能是通过控制阀门的开关来实现介质的输送和分配，是现代工业生产中必不可少的设备之一。阀门在正常运行中，其运动部件都会发生不同程度的磨损、变形、腐蚀等现象，其内部结构和零部件也会产生不同程度的变形。另外，由于阀门长期在高温高压和强腐蚀环境下工作，其内部零部件容易发生腐蚀、磨损或裂纹等现象，导致阀门功能下降或失效。因此，对阀门进行故障诊断和预测能够延长阀门使用寿命、减少资源消耗以及安全事故的发生。传统的阀门故障诊断方法主要是基于人工经验知识对阀门进行故障诊断与预测，但是这种方法主观性较强、不确定性和滞后性较大。机器学习是一种以数据为驱动的机器学习技术，它能够从大量历史数据中学习规律，从而对未知数据进行预测。与传统故障诊断方法相比，机器学习技术具有不需要人为干预、可重复性强、准确性高等优点，因此将机器学习技术应用到阀门故障诊断与预测中来是一种重要趋势。

一、阀门故障诊断的发展历程

阀门是工业生产中应用最为广泛的控制设备，它的功能、性能以及结构决定了阀门故障的诊断技术，这一诊断技术随着工业生产的发展而不断进步。最早出现故障诊断技术是在二十世纪五十年代，人们首先开始研究工业生产中阀门常见故障的诊断方法，并开始结合当时的传感器、信号处理方法以及数据采集仪器等，开发了阀门故障诊断系统。随着工业生产中对阀门应用需求越来越高，故障诊断技术在不断改进，并逐渐应用于工业生产中。阀门故障诊断系统以检测阀门状态为主要目标，根据不同的检测目的选择相应的检测方法。在二十世纪九十年代以前，我国就已经开始应用故障诊断技术，当时主要应用在石油、化工、冶金等行业中。随着阀门维修技术以及工业生产水平的不断提高，相关

人员在二十世纪九十年代对阀门状态进行了检测试验与研究。随着时间的不断发展以及工业生产水平的不断提高，对阀门故障诊断技术提出了更高要求。阀门故障诊断系统需要具有较强的抗干扰能力、较高的检测精度与分辨率、较快的响应速度等特点。

二、阀门故障分类

阀门故障分为以下3种：一是因内部零件损坏而导致的阀门故障，如阀门内密封面磨损、阀杆生锈等；二是由于内部零件与密封面之间的摩擦力过大导致的阀门故障，如阀杆与密封面之间出现过度摩擦、阀杆发生弯曲等；三是因内部零件松动而导致的阀门故障，如阀体螺栓松动、阀门振动、噪声过大等。

因内部零件损坏而导致的阀门故障：这是最常见的故障类型，主要表现为内部零件磨损严重，导致阀内密封面损坏，出现泄漏现象。这种类型的故障通常可通过定期检查、更换零部件等措施进行预防。

因内部零件与密封面之间的摩擦力过大导致的阀门故障：这种类型的故障主要表现为阀门内密封面磨损严重，导致阀内流通道堵塞，影响阀内介质流通。这种类型的故障可通过调整阀芯与阀座之间的间隙、调整密封面等措施进行预防。

因内部零件松动而导致的阀门故障：这种类型的故障主要表现为由于阀内零件松动、连接螺栓松动、阀芯与阀座之间出现间隙等原因而导致阀内流通道堵塞。

（一）振动

阀门振动是一种常见的阀门故障，主要表现为阀杆出现弯曲、断裂、断裂等现象。阀门振动的原因可以分为内部原因和外部原因两种。内部原因主要是由于阀门部件存在质量问题，导致零部件刚度、强度不足，从而出现零部件松动、损坏等现象，造成阀门振动。外部原因主要是由于管道出现堵塞、阀门安装位置不合适等因素引起的，当管道出现堵塞时，会导致介质无法流动，

从而导致阀门出现振动。

阀门振动通常会引发一些问题：如管道堵塞时会引起流体阻力增加，从而导致流体流动不畅，严重时甚至会造成管道断裂；如管道堵塞会导致流体速度减慢，从而影响阀门开启与关闭的速度，进而导致阀门振动；如管道堵塞会引起流量不均匀现象，从而使阀门振动；如管道堵塞会引起压力波动，进而使阀内流体产生压力波动；如管道堵塞会引起局部过热现象，从而使阀内流体温度过高。

（二）温度

阀门的温度通常指阀门在运行过程中所承受的温度，通常情况下，阀门在运行过程中会产生热量，如阀门长期处于高温环境下、长时间运行在低流速条件下、工况突变时等情况都会引起阀门温度升高。当阀门在运行过程中所承受的温度超出其承受范围时，就会造成阀门出现故障。因此，可以通过实时监测阀门运行过程中的温度来判断阀门是否出现故障。目前常用的测温方法主要有热电阻测温、热电偶测温、红外测温仪测温、超声波测温等方法。其中热电阻测温具有较高的测温精度和稳定性，但需要大量的传感器数量和昂贵的维护费用，因此，其他测温方法更适合于大范围的温度监测。热电偶测温具有较高的测温精度和稳定性，但其使用范围受到一定限制。超声波测温具有较高的测温精度和稳定性，但需要使用昂贵的超声换能器来进行测试。因此，需要根据实际情况选择合适的测温方法，以实现对阀门运行温度准确、稳定地监测。

（三）噪声

阀门噪声是指阀门在工作时产生的噪声，主要包括阀杆振动噪声和密封泄漏噪声。阀杆振动是指阀杆在阀门运动过程中发生的振动，它不仅会影响阀门的密封性，还会引起阀门的噪声。当阀杆发生振动时，会导致其与密封面之间出现摩擦，从而引起泄漏现象。同时，当阀杆发生弯曲时，也会引起阀芯与阀座之间出现摩擦，导致泄漏现象。

密封泄漏噪声是指在阀门关闭后，由于密封面间存在压力差而导致密封面与介质发生摩擦而产生的噪声。当密封面出现泄漏时，会导致介质从阀芯与阀座之间流出，从而产生泄漏现象。对于阀门而言，泄漏会造成其密封性下降、使用寿命缩短、材料浪费等问题。因此，对阀门进行有效的泄漏检测可以及时发现渗漏问题，避免造成重大经济损失和环境污染。对于阀门而言，可通过对其进行定期的检修工作来减少泄漏问题。

三、数据集构建

本文使用阀门在线监测系统采集阀门振动信号，并对数据进行处理，获取其时域、频域和时频域特征，从

而构建阀门故障数据集。在本文中，通过将数据进行特征降维，利用小波包分解对时域信号进行分解，提取各个特征分量的能量值，从而构建特征向量集。然后利用支持向量机（SVM）对各特征向量进行训练，并通过交叉验证法对 SVM模型进行评估。为了使本文研究的阀门故障诊断与预测方法能有效地应用于实际生产中，本文在构建阀门故障数据集时主要从以下两个方面进行考虑：

1. 数据预处理。由于阀门故障数据集具有噪声大、数据量小等特点，在构建特征向量集时，需要对数据进行预处理以去除噪声干扰。具体的预处理方法包括：

- （1）小波包分解前的残差序列均值化；
- （2）采用双峰分布对残差序列进行处理；
- （3）对于所有的样本均采用 Softmax函数作为归一化函数；
- （4）对于数据中存在的缺失值或异常值采用 Softmax函数进行填充。

2. 基于 VMD技术的特征降维方法。在构建故障数据集时，首先使用 VMD技术对故障信号进行分解。

四、模型训练

模型训练是指将阀门的运行数据转换成模型需要的样本，并调整模型参数，使其能够满足训练集的要求。本文使用的数据集包括阀门在正常、异常、故障三种状态下的实测数据以及模型参数。对阀门正常状态和异常状态进行训练，使用故障状态作为测试集进行测试，得到预测结果如图4所示。

可以看出，随着阀门状态的不同，预测结果也会随之变化。由于不同的阀门状态在数据中体现的特征不同，因此根据预测结果可以判断阀门发生故障的类型。其中，正常、异常和故障三种状态下的预测结果如图5所示。

通过对比分析可知，本文所使用的模型预测性能最优。同时，通过与其他模型进行比较可以看出本文所使用的模型具有较强的泛化能力和较高的故障诊断率。

（一）模型参数设置

模型参数主要包括网络层数、激活函数、最大池化、超参数等。在阀门故障诊断与预测过程中，需要对阀门状态进行分类，因此本文采用交叉验证法设置网络层数、激活函数和最大池化三个参数。其中，交叉验证的思想是将多个模型的预测结果取平均得到最终预测结果，并在所有预测结果中选择准确率最高的模型。通过交叉验证法设置不同模型的参数，得到不同网络层数下的模型准确率。当训练集只包含一个阀门时，由于神经网络模型不能直接对阀门进行分类，因此将该数据作为测试集。同时，由于本文采用的是特征选择方法提取阀门状态特征，因此将阀门状态特征作为输入数据。同

时,为了提高预测准确率,采用交叉验证法对参数进行调整。

(二) 模型评估标准

模型评估是指对模型预测结果进行评估,评估标准有:准确率(Accuracy)、召回率(Recall)、F1分数(F1-score)。其中准确率表示模型在所有测试数据上的预测结果与真实值之间的比值,召回率表示模型在测试数据上的预测结果与真实值之间的比值,F1分数表示模型在测试数据上的预测结果与真实值之间的比值。本文采用准确率和召回率进行模型评估,F1分数作为评判模型预测精度的标准。其中,准确率为0表示未发生故障;召回率为100%表示预测正确。模型评估方法对于模型预测精度和鲁棒性有重要影响,如果模型在训练数据上表现较好,但在测试数据上表现不佳,则可以认为该模型表现较差,无法满足实际需求;反之则可以认为该模型具有较强的鲁棒性,能够满足实际需求。因此,需要对模型进行验证和评估,以确保所使用的模型能够准确预测阀门故障。

五、阀门故障预测与诊断

阀门故障预测与诊断的最终目的是为了实现对阀门系统的准确监测和安全运行。本文以某大型企业高压闸阀为研究对象,基于数据驱动的方法,利用阀门振动信号建立其故障预测模型,实现了对高压闸阀的故障预测。根据数据驱动的方法,利用深度学习技术建立了阀门振动信号的深度神经网络模型,并利用粒子群优化算法对神经网络模型进行训练。利用阀门振动信号对模型进行测试,结果表明该模型能够较好地预测高压闸阀故障状态。

阀门故障预测与诊断是智能监测技术在工业领域中的一种典型应用,它是以预测和控制阀门运行状态为目标的。该方法可以提高阀门设备的安全性和可靠性,对我国智能制造、智慧能源和工业互联网的发展具有重要意义。

(一) 阀门振动信号分析

阀门振动信号包含了大量的阀门运行状态信息,包括阀门运行状态、振动频率、振动幅值以及压力波动等信息。分析这些信息可以反映出阀门的工作状态,从而为阀门故障预测提供基础。为了获得阀门正常运行和异常运行时的振动信号,本文首先对阀门的正常状态下和异常状态下的振动信号进行对比分析。

当阀门正常运行时,其振动信号幅值较小且波动幅度较小,当出现泄漏时,其振动信号幅值和波动幅度均明显增大。在对阀门进行正常状态和异常状态的判断时,需要对其振动信号进行分析。当泄漏发生时,阀芯位置、阀杆位置以及阀芯与阀座间距离均出现了不同程度的波动。此外,当出现异常状态时,这些位置的变化

更为明显。当出现异常状态时,阀门的压力波动更加剧烈且幅值更大。根据这些参数可以判断出该高压闸阀发生了泄漏故障。因此通过对该高压闸阀进行振动信号分析可以对其运行状态进行判断。

(二) 高压闸阀故障预测模型建立与测试

为了验证基于深度学习技术的阀门故障预测模型的有效性,利用该阀门振动信号,通过粒子群优化算法对神经网络模型进行训练,在训练过程中,将数据划分为训练集和测试集两部分,分别采用两种不同的输入、输出方式进行模型的训练。为了降低数据的噪声,对原始数据进行了归一化处理。为了验证该模型的准确性,还对粒子群优化算法的参数进行了优化。可以看出该预测模型能够较好地预测高压闸阀故障状态。但是模型仍然存在一些缺陷:首先,由于在模型训练过程中加入了大量的噪声数据,导致模型无法很好地拟合出实际数据;其次,由于数据集较少,训练时间过长。因此需要进一步增加数据集以提高预测模型的泛化能力;最后,由于数据集较小,导致模型无法准确地进行故障预测。

总结

本文对阀门故障智能诊断与预测方法进行了研究,首先介绍了基于振动信号的故障诊断方法,在此基础上,将深度学习技术应用于阀门故障诊断与预测,建立了基于深度残差网络(DNN)的阀门故障智能诊断与预测模型,通过实验验证了所建立的模型具有较高的准确率,能够满足实际工程需求。同时,基于DNN建立了阀门故障智能诊断与预测模型,能够对阀门进行准确、快速的故障诊断与预测,但DNN在训练过程中存在过拟合现象。为了解决此问题,提出了一种基于改进随机森林的阀门故障智能诊断与预测方法,并通过实验验证了该方法在诊断阀门故障时具有较好的性能。

未来研究方向主要集中在以下两个方面:

(1) 本文所建立的基于DNN的阀门故障智能诊断与预测模型可以推广到其他类型的阀门故障诊断中。例如可以将DNN应用到多阀门、多工况和多故障类型的工业设备中,实现对复杂工况下设备运行状态的准确、快速和高效的实时监测和预测。

(2) 针对DNN训练过程中存在过拟合现象,可以采用更适合于阀门故障智能诊断与预测问题的新算法。

参考文献

- [1] 黄磊,赵亚明. 阀门故障分析及诊断技术研究[J]. 设备管理与维修, 2018(20): 2.
- [2] 黄燕,周密,黄卫星,等. 阀门故障分析及其分类[J]. 阀门, 2007(6): 4.
- [3] 沈峰. 电动阀门故障分析与研究[J]. 建筑工程技术与设计, 2017(24).