

doi:10.3969/j.issn.1005-0329.2020.09.011

基于人工智能的往复式压缩机故障诊断研究综述

刘华敏¹, 吕 倩², 余小玲², 叶君超², 杨长华³, 万辰咏³

(1. 中国石油化工股份有限公司江汉油田分公司, 湖北潜江 433100; 2. 西安交通大学, 西安 710049;

3. 中石化重庆涪陵页岩气勘探开发有限公司, 重庆 404100)

摘 要: 往复式压缩机因其机构和运动复杂导致其故障形式繁多, 给人工的诊断过程带来了困难。本文较为全面地综述了人工智能用于故障诊断的现状和发展趋势, 分析了各种人工智能技术的特点及适用性, 提出了今后往复式压缩机故障诊断和人工智能方法结合的发展方向。对于压缩机人工智能诊断方法选择, 促进压缩机智能化发展有重要意义。

关键词: 往复式压缩机; 故障诊断; 人工智能

中图分类号: TH12; TB65

文献标志码: A

Research Review on Fault Diagnosis of Reciprocating Compressor Based on Artificial Intelligence

Liu Huamin¹, Lyu Qian², Yu Xiaoling², Ye Junchao², Yang Changhua³, Wan Chenyong³

(1. SINOPEC Jiangnan Oilfield Company, Qianjiang 433100, China; 2. Xi'an Jiaotong University, School of Energy and Power Engineering, Xi'an 710049, China; 3. Sinopec Chongqing Fuling Shale Gas Exploration and Development Co., Ltd., Chongqing 404100, China)

Abstract: Reciprocating compressors play an important role in industrial production. Complicated construction and movement can lead to diverse fault modes, which imposes a burden on manual diagnosis. In present study, the current status and development trend of artificial intelligence for fault diagnosis were comprehensively summarized, the characteristics and applicability of various artificial intelligence technologies were analyzed, and the future development direction of fault diagnosis and artificial intelligence methods of reciprocating compressor were proposed. Besides, the selection of compressor artificial intelligence diagnostic methods is significant for promoting compressor intelligentization development.

Key words: reciprocating compressor; fault diagnosis; artificial intelligence

0 引言

往复式压缩机是石油化工行业工艺流程中不可或缺的核心装置, 压缩机能否正常运行直接关系到企业的经济效益。有些工艺压缩机的压缩机介质为氢气、乙烯、天然气等易燃易爆的气体, 且工作在高压条件下, 一旦发生故障可能会造成严重的人员伤亡事故。因此, 研究往复式压缩机的故障诊断技术, 尽早发现故障异常, 并采取相应的防治措施具有重要意义^[1]。

机械故障诊断过程, 一般包含三大步骤: 基于传感器的状态信号监测, 基于信号分析方法的信号特征提取, 以及故障模式识别^[2]。目前对于往复式压缩机的故障监测诊断, 常用的方法是通过

在线监测设备获取压缩机的运行参数信息, 发现参数异常后再进行人工分析诊断^[3]。然而, 往复式压缩机的结构复杂, 易损件多, 且结构之间的相对运动较多, 结构件受力复杂, 因此, 往复式压缩机的故障具有多样性, 且故障之间的关联性强和复杂度高的特点^[2,4]。这就给人工的诊断过程增加了难度, 使得诊断过程在时间上不够及时, 并且诊断结果的准确性很大程度上依赖于诊断专家的经验学识。若诊断信号成分复杂, 加之诊断专家的经验不足, 可能还会出现误判的情况。因此减少诊断过程中人工的参与, 提高诊断精度是往复压缩机故障诊断的迫切需求。

在过去的 60 年中人工智能 (AI) 的发展取得了巨大进步。各类不同的人工智能技术为很多复

收稿日期: 2020-02-16 修稿日期: 2020-06-12

杂非线性、大型的工程问题的解决提供了方法^[5]。并且,随着专家系统、机器学习等技术的发展,各类人工智能系统可以学习并储存大量的人类经验和专业领域知识,用于解决各类复杂的专业问题。其中人工智能技术在旋转机械、大型风机、电机等大型机械的故障诊断中都得到了广泛的应用^[6-10],并且都有很好的诊断效果,对往复式压缩机的故障诊断有一定的指导意义。因此,将往复式压缩机的故障诊断与人工智能技术相结合,在获取热力参数,振动和噪声信号等多种不同的原始信号后,采取合适的信号处理方法提取信号特征,再结合人工智能中多种不同的模式识别方法,对信号特征进行故障分类^[2],将会是未来的发展趋势。

本文介绍各类人工智能技术在往复式压缩机故障诊断中的应用情况,分析其优缺点,并以此来预测将来的发展方向。根据往复式压缩机故障诊断过程中故障识别类型是否全面,将往复式压缩机的故障诊断分为全局故障诊断和局部故障诊断两类。在局部故障诊断中,常用的诊断手段根据监测的状态信号来源的不同可以分为:热力参数法,振动噪声法,和油液分析法^[11]。其中,油液法需要先采集压缩机内的润滑油,再利用各种分析手段来检测油液样品的性能和样品中所带的磨损颗粒,此过程耗时较长不能及时反应压缩机的故障,在此文中不做讨论。本文首先介绍人工智能在全局故障诊断中的应用,然后从参数法和振动噪声法两个方面介绍人工智能和局部诊断的结合应用。

1 常用的人工智能技术

1.1 人工神经网络

人工神经网络(ANN)是模拟人类大脑神经元的工作机制,由多个信息处理单元(神经元)并行互连建立起来的网络。神经元作为基本工作单元,一般有3个组成部分:一组带有权重的连接(connection),一个加法器和一个激活函数^[12],如图1所示。以图示神经元为例,该神经元通过带权重的连接,接受来自其他 m 个不同神经元的信号,之后将总输入值经过激活函数的处理,形成新的输出信号,再传递给下一个神经元^[13]。

ANN可以根据需要调整不同的网络结构,如层数、神经元个数等,也可以根据实际问题的性质

选择不同的激活函数,如,Sigmoid 函数,阶跃函数等。另外,ANN 可以通过不同的学习算法,例如反向传播,通过训练多层网络中的连接权重来学习任何函数。因此 ANN 可以用来对高维非线性问题进行建模,并且具有自适应性。经过很多年发展的积累,ANN 已经发展出了很多适用条件不同的神经网络,例如径向基函数(RBF)网络非常适合用于逼近函数,自适应共振理论(ART)模型适用于聚类等。压缩机的故障诊断本质上可以归纳为聚类问题,选择适当的神经网络,可以使诊断工作事半功倍。但与此同时,神经网络在应用中也存在受样本质量影响较大,不能解释结果,并在小规模问题上受限的缺点。

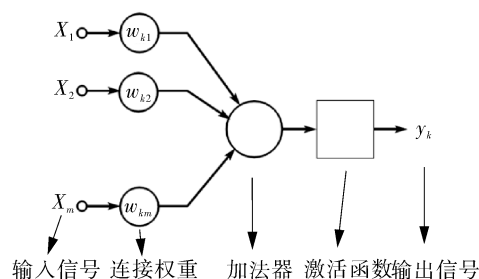


图1 神经元模型

1.2 专家系统

专家系统(ES)是一种能借助人类对其输入的知识库、采取一定的搜索策略并通过推理的方式去解决某一领域的问题,并对结果进行解释的智能计算机程序^[5,11]。ES可以模拟人脑的思维方式,基于知识库,解决复杂的推理问题,能够代替诊断过程中人工分析的过程。在复杂的案例中,能提高解决问题的精确度,减少分析时间。

ES主要分为四类:基于规则的ES,基于案例推理的ES,基于模型的ES和基于Web的ES^[14-15]。基于规则的ES是目前使用最广泛的类型,此类系统将专家的知识总结为一条条的规则,推理的过程易懂,结果易解释。但缺点在于,规则的获取是需要专家人工总结提出,当知识过于冗杂时,会增加难度,并且知识库不能自动更新,难以维护。基于案例推理的ES的工作原理是根据以前的案例解决现有问题,此类ES可以不断的从新案例中获取新知识并更新,提高系统解决问题的能力。但当案例库过大,则会导致搜索时间过长。基于模型的ES中常见的一个分支为,基于神经网络模型的ES。此类专家系统从根本上改变了知识获取的方式,由原来的人工输入变为现在的神经网络自动获取,这就解决了知识库不能自动更新,

和当案例较多时搜索时间过长的问题。但是,由于神经网络自身学习特性,也会造成该系统存在和神经网络同样的局限性。另外一种随着信息技术发展而产生的基于 Web 的 ES,该系统的用户的交互接口是基于网络的,使用者通过网络访问专家系统服务器,服务器则通过调用云端的知识库来推理结果。此种系统从本质上只是改变了知识库的存储位置,更方便了其调用。根据上述的各个专家系统的特点可知,一般专家系统更适合用于全局的故障诊断中。

1.3 支持向量机

支持向量机是一种监督式机器学习方法,它依赖于统计学习理论和结构风险最小化原理,并可以对样本按照不同的类别标记进行分类。支持向量机的分类思想是基于该样本训练集,在其样本空间中找到一个划分超平面,能够将不同类别的样本划分开,使得异侧的支持向量到这个平面的距离相等且最大。以二维空间为例,其划分规则如图 2 所示。当训练样本是线性不可分的时候,就需要引入核函数,将原始空间映射到一个更高维的特征空间中,使得样本在这个空间中变的线性可分,再构造出最优超平面。统计学习理论是一套针对小样本统计问题的学习体系,因此使得支持向量机在非线性和小样本的分类问题上表现优异。往复式压缩机的故障诊断模型的训练样本量少,问题复杂非线性高,正是这一类问题。

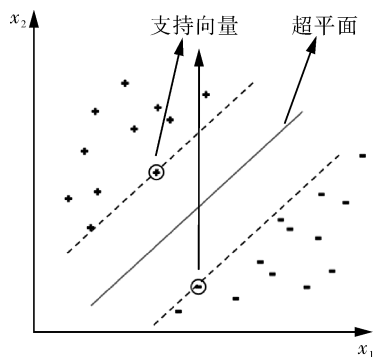


图 2 二维空间超平面划分

当然支持向量机也有弊端,在线性不可分问题上,支持向量机的构造依赖于核函数的选择,因此,其分类功能的泛化能力主要也依赖于核函数。而在支持向量机的应用中,核函数如何高效准确的选择是一个尚未解决的问题^[16-18]。

1.4 贝叶斯网络

贝叶斯网络,又被称为信念网络,是基于概率论和图论的一种有向无环图^[19],如图 3 所示。它

主要由两部分组成:(1)节点,节点代表随机变量;(2)有向弧,有向弧是带有权值的箭头,箭头的起始端代表“因”,终端代表“果”,权值代表两变量之间的依赖关系,即条件概率^[13]。在研究某一问题时,所有变量和变量之间的依赖关系在一个有向无环图中描述,便是一个贝叶斯网络。贝叶斯网络结构可以通过结合先验知识和对观测数据的学习来构建。

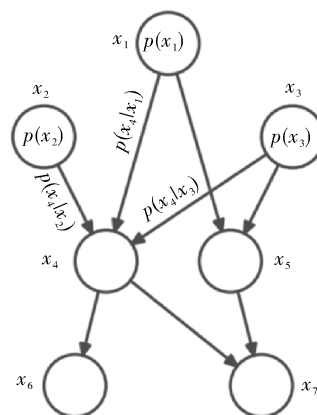


图 3 贝叶斯网络结构示意图

贝叶斯网络具有很多优点:(1)在某些领域中,专家的知识可以分解成因果相关的依赖关系直观的表示在网络中,并且以往积累的统计数据可以转换成条件概率融入到模型当中,这就使得模型具备了知识;(2)模型可以表示随机变量之间的条件概率,这就使得贝叶斯网络在不确定推理方面表现优异;(3)因为贝叶斯网络是基于贝叶斯理论进行推理的,本质上是概率计算,因此不再需要额外的推理规则。往复压缩机的故障原因和表象之间具有复杂的相关性,并且诊断经验具有不确定性,相比于人类贝叶斯网络可以发挥其优势,系统快速精准地做出诊断^[20]。

与上述第 1 点一致,以往贝叶斯网络结构的构建大多是建立于某问题领域专家的经验知识之上,但难免和专家系统一样具有局限性。因此,通过客观的观测数据建立优异的网络结构,即结构学习,是目前的研究重点。如何通过小样本数据进行学习以及如何基于不完备的数据进行学习等也是当前应用中的难点^[21]。

2 人工智能在全局故障诊断技术中的应用

专家系统由于其自身特点更适合用于构建全局的故障诊断系统。姚华堂^[11]在压缩机诊断原

理和经验的基础上,建立了一套往复式压缩机故障诊断专家系统。该文首先通过故障树的形式,构建了压缩机常见的六种故障的分析图。其中较为完备的分析了每种故障的可能原因,并相对应给出了解决方案。之后通过链表形式的数据结构,利用 C 语言建立了专家系统的知识库。但该系统只是用罗列的方式展示了故障形式的原因,还需要人工按照可能的原因对故障一一进行排除,并最终确定故障原因,因此其诊断过程依然不够智能。赵心怡^[22]建立了一个基于规则推理的专家系统,该系统通过监测系统监测到的信号依据规则进行推理,最终进行故障诊断,但经过实验验证,该系统的准确度不高,误报还会增加人工劳力浪费。

贝叶斯网络因为其可以处理具有不确定性的信息,例如以往的压缩机故障诊断规律,和专家的诊断知识等,同样也适于构造全局的诊断系统。阿布都外力·买买提^[23]在以往的压缩机维修档案的历史资料中提取了贝叶斯网络中所需要的先验概率,并依据该领域专家积累的经验知识搭建网络结构,从而搭建了贝叶斯网络诊断系统。该系统减少了诊断时间,并提高了诊断精度。该系统的构建是具有完备的数据基础的,但实际的压缩机厂家很难提供出详细完备的维修诊断数据。

3 人工智能在局部故障诊断技术中的应用

3.1 参数法

参数法是指根据热力参数来判断压缩机状态的一种监测方法,pV 图便是其中一种。pV 图是反映压缩机一个工作循环中气缸内压力随工作腔容积变化的曲线图。气阀,活塞环和支撑环等故障都会引起气缸内工作过程的变化,从而直接影响 pV 图的形状。因此,pV 图是一种判别往复式压缩机故障的重要依据^[24]。

Wang 等^[25]提出了一种基于 pV 图和支持向量机的往复式压缩机气阀诊断的方法。他根据图像处理中的不变矩理论,提取 pV 图的 7 个特征不变矩。并实验模拟并采集了 5 种气阀故障工况下的 pV 图,并将其特征不变矩作为支持向量机的训练样本,最终结果显示,训练后的支持向量机可以有效的区分 5 种气阀故障。Feng 等^[26]利用 Curvelet 变换提取 p-V 图的特征,并用非线性主成分分析法来降低特征维度,最终选取支持向量

机作为分类器来进行 5 种气阀故障识别。结果表明分类效果高于基于小波分析提取特征的方法。Kurt Pichler 等^[27-28]针对六种不同类型的气阀,提取了其 p-V 图膨胀过程在对数坐标上的梯度和进排气压力差作为训练支持向量机的特征值,结果表明针对每一种气阀,支持向量机对于气阀有无故障都能有很高的辨识力。并且当选取其中 5 种气阀数据作为样本,训练得到的支持向量机对另外一种气阀有无故障的辨识力也较高。

从上述文章中,我们可以看出,利用 p-V 图进行故障诊断的本质其实是图像识别。首先要结合 p-V 图特性和其各个图像特征所代表的物理意义找到合适的图像特征提取方法,然后再选取合适的方法对提取出的特征进行识别。从以上文章来看,大多学者都选择了支持向量机作为识别方法。

3.2 振动噪声法

在振动噪声法中将重点介绍,人工智能方法是如何和传统的声发射法和振动测试法结合的^[29-35]。

声发射法是一种通过监测分析受载或受损固体自身发射出的弹性波信号,从而实现故障诊断的方法。Ali 等^[16,36]提出了一种基于声发射信号的往复式压缩机气阀故障诊断的方法。作者在压缩机上制造了包括故障程度在内的 16 种气阀故障状态,并在 39 种运行工况下,分别提取了 7 个声发射信号的特征参数,包括振幅,振铃计数,持续时间,平均信号电平,能量,绝对能量和信号强度,以此作为支持向量机和神经网络的训练样本。最终训练得到的支持向量机和神经网络对气阀故障和健康两种状态的分类精确度均达到了 99.4%。

振动测试法是通过通过对压缩机外部的振动信号进行采集分析从而获知机组状态的故障检测方法。许多机械部件的故障都能通过振动信号反应,并且传感器安装方便,因此该方法在压缩机故障诊断得到了广泛应用。杨瑞^[37]采集了正常气阀、缺少弹簧、阀片断裂和阀片有缺口四种气阀状态下的阀盖振动信号,并用小波包算法对振动信号进行分解,并提取能量谱用于训练贝叶斯分类器。基于不同算法,分别构建了两两种贝叶斯分类器,即 BAN 分类器和 GBN 分类器,并将其应用于压缩机气阀故障的分类中,结果表明 BAN 分类器在分类性能上优于朴素贝叶斯方法,GBN 分类器算法在小样本分类上有较好表现。Tran 等^[38]分

别采集了振动加速度,压力和电流作为故障诊断信号,作者利用 Teager-Kaiser 能量算子来估计振动信号的包络幅值信号,利用小波分析来消除压力和电流信号中的随机噪声,之后从经过预处理的振动,压力和电流信号中提取 10 个时域特征、3 个频域特征和 8 个回归分析特征,分别作为深度信念网络 (DBN) 的训练样本,训练得到的网络可以有效的区分 6 种气阀状态。Qin 等^[39]使用基追踪的方法对气阀阀盖的振动信号进行降噪处理,再通过波匹配的方式从信号中提取故障特征,最后采用支持向量机对故障进行模式识别,结果显示,该方法能够对 3 种气阀状态进行有效分类。Zhang 等^[40]利用散度矩阵法从十字头振动信号中提取敏感特征值,并用支持向量机对气缸磨损,支撑环磨损和活塞杆断裂三种机械故障进行分类识别,结果表示该方法可以用于提高现有诊断系统的针对性和有效性。

通过上述文献可以发现,和 p - V 图信号不同,由于往复式压缩机的结构复杂,振动源更多,振动信号具有明显的不平稳性和非线性,在进行故障诊断前,对振动信号进行预处理消除随机噪声影响,并提取其振动特征是非常有必要的。并且对振动信号的预处理结果会直接影响最终的故障诊断效果。而在模式识别的过程中,上述提到的神经网络,贝叶斯网络和支持向量机方法均有应用。

4 人工智能的应用规律总结

从上述各类基于人工智能方法的往复式压缩机故障诊断方法的发展历程可以看出,人工智能技术在压缩机故障诊断中的应用,和人工智能技术的发展是息息相关的。最初的专家系统和贝叶斯网络,使智能系统具备除推理能力外,还具备了专家知识,因此在工程中得到了大量应用。但往复式压缩机的故障种类众多并且互相之间存在关联性,使得知识的总结变得尤为困难,于是专家系统的应用就遇到“知识瓶颈”。因此人工智能就开始寻找能让机器开始自己学习知识的方法,也就是现在常说的机器学习。上文提到的神经网络,支持向量机都是基于数据,使智能系统自己学习数据中所蕴含的知识。

另外,从全局和局部故障诊断的方面可以看出,用于全局故障诊断的智能系统,多是像专家系统和贝叶斯网络这种,方便可以将庞杂的诊断知

识和经验转化成规则,或者先验概率等形式,存储于系统中,用于后续推理和诊断的方法。而神经网络和支持向量机虽然可以自主的学习非线性的特征并分类等,但这一类的人工智能方法和压缩机诊断的结合大多局限在局部诊断,这主要是受限于方法自身特点。一方面此类方法的应用是基于数据的,通过实验得到大量样本的方式成本较高不太现实。另一方面,因为压缩机故障诊断监测信号种类多,若是将此类方法应用于全局故障诊断,可能会造成维度灾难,使得诊断系统变得复杂,运行复杂,并且分类效果不好。

5 人工智能技术应用的发展方向

经过上述分析可以看出,往复式压缩机故障诊断和人工智能方法的结合还有待进一步研究。文中只列举了部分监测参数和智能方法结合的案例,而压缩机的监测参数还有很多,例如活塞杆轴心轨迹,温度,流量,磨损位移,油液成分等。并且更全面的状态监测也是更全面诊断的基础,因此开发新的监测参数和人工智能方法的结合,形成新型快速的故障诊断方法,将会是未来的发展趋势之一。目前,全局诊断的方法精确度不高,局部诊断的方法在实际工程中的应用性不强。将局部诊断方法融合进全局诊断的方法中,或者寻找出一种新的既能满足精确度高,并且应用性强的诊断方法也将会成为将来故障诊断发展的方向。

故障通常是由一些小异常随着时间的积累最终发展成重大故障。而在故障产生的初期,较难察觉。因此,如何使故障诊断方法尽早地发现故障,并作出寿命预测,在故障形成前作出相应维修处理,也将会是未来的研究方向。

6 结语

本文总结了多种基于人工智能的往复式压缩机故障诊断的方法,并对这些方法进行了归类总结,评价了其各自的优缺点,并指出了现在诊断方法发展中的不足,并从 3 个方面提出了今后往复式压缩机故障诊断和人工智能方法结合的发展方向。

参考文献:

- [1] 苗刚. 往复活塞式压缩机关键部件的故障诊断方法研究及应用[D]. 大连:大连理工大学,2006.

- [2] 余良俭. 往复压缩机故障诊断技术现状与发展趋势[J]. 流体机械, 2014, 42(1): 36-39.
- [3] 江志农. 往复式压缩机故障检测与诊断技术[M]. 北京: 科学出版社, 2017.
- [4] 张明, 江志农. 基于多源信息融合的往复式压缩机故障诊断方法[J]. 机械工程学报, 2017, 53(23): 46-52.
- [5] 史蒂芬·卢奇, 丹尼·科佩克. 人工智能(第二版)[M]. 北京: 人民邮电出版社, 2018.
- [6] Liu Ruonan, Yang Boyuan, Enrico Zio. Artificial intelligence for fault diagnosis of rotating machinery: A review[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2018, 108: 33-47.
- [7] Liu Zepeng, Zhang Long. A review of failure modes, condition monitoring and fault diagnosis methods for large-scale wind turbine bearings[J]. Measurement, 2020, 149: 107002.
- [8] Stetco A, Dinmohammadi F, Zhao X Y. Machine learning methods for wind turbine condition monitoring: A review[J]. Renewable Energy, 2019, 133: 620-635.
- [9] Wang Tianyang, Han Qinkai, Chu Fulei. Vibration based condition monitoring and fault diagnosis of wind turbine planetary gearbox: A review[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2019, 126: 662-685.
- [10] Liu Yiqi, Ali M. Bazzi. A review and comparison of fault detection and diagnosis methods for squirrel-cage induction motors State of the art[J]. ISA Transactions, 2017, 70: 400-409.
- [11] 姚华堂. 往复式压缩机故障诊断专家系统知识库构建与系统实现[D]. 杭州: 浙江工业大学, 2004.
- [12] Simon Haykin. Neural Networks—A comprehensive foundation[M]. Macmillan, 1998.
- [13] 周志华. 机器学习[M]. 北京: 清华大学出版社, 2016: 157.
- [14] 张煜东, 吴乐南, 王水龙. 专家系统发展综述[J]. 计算机工程与应用, 2010, 46(19): 43-47.
- [15] 申大鹏. 基于案例推理的往复压缩机故障诊断专家系统研究[D]. 北京: 北京化工大学, 2012.
- [16] Ali Salah M, Hui K H, Hee L M. Automated valve fault detection based on acoustic emission parameters and support vector machine[J]. Alexandria Engineering Journal, 2018, 57: 491-498.
- [17] 周志华. 机器学习[M]. 北京: 清华大学出版社, 2016.
- [18] 丁世飞, 齐丙娟, 谭红艳. 支持向量机理论与算法研究综述[J]. 电子科技大学学报, 2011, 40(1): 2-10.
- [19] 胡玉胜, 涂序彦, 崔晓瑜, 等. 基于贝叶斯网络的不确定性知识的推理方法[J]. 计算机集成制造系统, 2001, 7(12): 65-68.
- [20] 李硕豪, 张军. 贝叶斯网络结构学习综述[J]. 计算机应用研究, 2015, 32(3): 641-646.
- [21] 贺炜, 潘泉, 张洪才. 贝叶斯网络结构学习的发展与展望[J]. 信息与控制, 2004, 33(2): 185-190.
- [22] 赵心怡. 往复压缩机故障诊断专家系统的研究与应用[D]. 北京: 北京化工大学, 2012.
- [23] 阿布都外力·买买提. 贝叶斯不确定性推理及其在往复式压缩机故障诊断中的应用[J]. 化工装备技术, 2005, 26(2): 65-72.
- [24] 唐友福, 王磊, 刘树林. 基于示功图几何性质与神经网络的往复压缩机气阀故障诊断[J]. 压缩机技术, 2018, 1: 6-12.
- [25] Wang Fengtao, Song Lutao, Zhang Liang. Fault diagnosis for reciprocating air compressor valve using P-V indicator diagram and SVM[C]//Third International Symposium on Information Science and Engineering. Shanghai: 2010: 255-258.
- [26] Feng Kun, Jiang Zhinong, He Wei. A recognition and novelty detection approach based on Curvelet transform, nonlinear PCA and SVM with application to indicator diagram diagnosis[J]. Expert Systems with Applications, 2011, 38: 12721-12729.
- [27] Kurt Pichler, Edwin Lughofer, Markus Pichler. Detecting broken reciprocating compressor valves in the pV diagram[C]//2013 IEEE/ASME International Conference on Advanced Intelligent Mechatronics (AIM). Wollongong, 2013: 1625-1630.
- [28] Kurt Picher, Edwein Lughofer, Markus Picher. Detecting cracks in reciprocating compressor valves using pattern recognition in the pV diagram[J]. Pattern Anal Applic, 2015, 18: 461-472.
- [29] 赵庆海, 赵玮, 石玉霞. 现代故障诊断技术研究现状与趋势[J]. 包装工程, 2018, 39(15): 159-165.
- [30] 郑明亮. 药品智能包装的模糊灰色故障树分析[J]. 包装工程, 2018, 39(7): 22-26.
- [31] 赵梦芸, 程贵健, 李强, 等. 往复压缩机变负荷工况阀片运动规律及气缸内状态仿真研究[J]. 机电工程, 2019, 36(5): 480-484.
- [32] 刘松, 顾继俊, 汪颖, 等. 基于超声波检测的BP神经网络缺陷识别方法设计[J]. 压力容器, 2019, 36(8): 62-66.
- [33] 陈学东, 范志超, 陈永东, 等. 我国压力容器设计制造与维护的绿色化与智能化[J]. 压力容器, 2017, 34(11): 12-27.
- [34] 王秀芳, 檀丽丽, 姜春雷, 等. 基于互信息的VMD算法在管道泄漏检测中的应用[J]. 压力容器, 2017, 34(8): 75-80.
- [35] 孟晓丽, 郭岩宝, 孟涛, 等. 燃气PE管道安全状况等级评定初探[J]. 压力容器, 2017, 34(5): 52-57.

(下转第82页)

不大。

(3) 系统制冷量和 COP 均随着冷凝温度的升高而减小, 此外, 制冷剂流量随冷凝温度的升高而减小, 而压缩机功耗随着冷凝温度得升高而增加。

(4) 系统制冷量和 COP 随着压比的减小而增大, 制冷剂流量随压比的增加而减小, 而压缩机功耗随着压比的增加而升高。

(5) 使用蒸发温度、冷凝温度对质量速率、压缩机功耗进行预测的同时拟合预测模型, 预测模型可实现对压缩机性能的高精度预测, 其预测误差在 $\pm 10\%$ 以内。

参考文献:

- [1] 杨俊兰, 李久东, 唐嘉宝. 两种 CO_2 复叠式制冷系统的性能分析[J]. 流体机械, 2017, 45(10): 83-85.
- [2] 牛宝联, 张于峰, 贡征峰, 等. 液体旁通复叠式制冷系统性能分析[J]. 机械工程学, 2007(8): 192-197.
- [3] 宁静红, 曾凡星. 回热器对复叠式制冷系统性能的影响[J]. 低温工程, 2014(2): 60-63.
- [4] 田雅芬, 赵兆瑞, 邢子文, 等. CO_2 复叠制冷系统与载制冷剂制冷系统适用范围研究[J]. 制冷学报, 2016, 37(2): 22-29.
- [5] Arora A, Kaushik S C. Energy and exergy analyses of a two-stage vapour compression refrigeration system [J]. International Journal of Energy Research, 2010, 34(10): 907-923.
- [6] Torrella E, Larumbe J A, Cabello R, et al. A general methodology for energy comparison of intermediate configurations in two-stage vapour compression refrigeration systems [J]. Energy, 2011, 36(7): 4119-4124.
- [7] 王景刚, 马一太, 魏东, 等. CO_2 跨临界双级压缩带膨胀机制冷循环研究[J]. 制冷学报, 2001(2): 6-11.
- [8] 庄友明, 叶美萍. 冷库氨双级压缩制冷系统最佳工况研究[J]. 制冷学报, 2001(2): 12-16.
- [9] 张晨旭, 臧润清, 巩庆霞. 蒸气喷射双级压缩制冷系统的实验研究[J]. 热科学与技术, 2019, 18(1): 29-34.
- [10] 王枫, 陈征, 郭强. 活塞式制冷压缩机变工况下容积效率的试验研究[J]. 流体机械, 2016, 44(4): 7-10.
- [11] 王超, 陶乐仁, 虞中畅, 等. R32 吸气状态对变频压缩机效率的影响[J]. 热能动力工程, 2017, 32(9): 40-44.
- [12] 郭怀远, 郭宪民, 黄康. 蒸发温度对空调冷柜双联机组性能影响的实验研究[J]. 低温与超导, 2018, 46(4): 92-96.
- [13] 虞中畅, 陶乐仁, 何俊. 变频滚动转子式压缩机变工况性能的实验研究[J]. 热能动力工程, 2018, 33(7): 12-18.
- [14] 商萍君. 变频螺杆式压缩机性能计算的数学模型及试验验证[J]. 制冷与空调, 2018, 18(1): 17-20.
- [15] 王宝龙, 石文星, 李先庭. 制冷空调用涡旋压缩机数学模型[J]. 清华大学学报(自然科学版), 2005(6): 726-729.
- [16] 闫雪, 左志涛, 梁奇, 等. 带可调导叶离心压缩机变工况性能预测模型研究[J]. 中国电机工程学报, 2016, 36(12): 3381-3390.
- [17] 申道明, 桂超, 夏锦红, 等. 并联压缩机组制冷系统性能试验分析[J]. 流体机械, 2020, 48(9): 77-82.
- [18] Salah M Ali, Hee K H, Salman Leong M. A comparative experimental study on the use of machine learning approaches for automated valve monitoring based on acoustic emission parameters [C] // ICMMPPE 2017, IOP Conference Series: Materials Science and Engineering, 2017, 328: 1-16.
- [19] 杨瑞. 基于贝叶斯网络的气阀故障诊断研究[D]. 成都: 电子科技大学, 2017.
- [20] Tran Van Tung, Althobiani Faisal, Ball Andrew. An approach to fault diagnosis of reciprocating compressor valves using Teager-Kaiser energy operator and deep belief networks [J]. Expert Systems with Applications, 2014, 41: 4113-4122.
- [21] 刘华敏, 吕倩, 余小玲, 等. 基于人工智能的往复式压缩机故障诊断研究综述[J]. 流体机械, 2020, 48(9): 65-70.
- [22] Qin Qiang, Jiang Zhinong, Feng Kun. A novel scheme for fault detection of reciprocating compressor valves based on basis pursuit, wave matching and support vector machine [J]. Measurement, 2012, 45: 897-908.
- [23] Zhang Jinjie, Yao Ziyun, Lv Zhiqun. A Fault alarm and diagnosis method based on sensitive parameters and support vector machine [C] // 9th International Conference on Compressors and their Systems, IOP Conf. Series: Materials Science and Engineering, 2015, 90: 1-11.

作者简介: 申道明 (1971), 男, 副教授, 博士, 主要从事空调制冷、轨道振动噪声方面的研究, 通信地址: 453000 河南省新乡市新乡学院土木工程与建筑学院, E-mail: shen2019@xxu.edu.cn.

作者简介: 刘华敏 (1966), 男, 高级工程师, 学士, 主要从事天然气生产与研究工作, 通信地址: 404100 重庆市涪陵区焦石镇江汉大道涪陵页岩气公司, E-mail: liuhuam.jhyt@sinopec.com.

本文引用格式:

刘华敏, 吕倩, 余小玲, 等. 基于人工智能的往复式压缩机故障诊断研究综述[J]. 流体机械, 2020, 48(9): 65-70.