



文章编号:1671-251X(2017)11-0039-10

DOI:10.13272/j.issn.1671-251x.2017.11.009

基于数据驱动的矿井主排水设备寿命预测方法

郭文琪^{1,2,3}, 宋建成^{1,2,3}, 田慕琴^{1,2,3}

(1. 太原理工大学 电气与动力工程学院, 山西 太原 030024;

2. 煤矿电气设备与智能控制山西省重点实验室, 山西 太原 030024;

3. 矿用智能电器技术国家地方联合工程实验室, 山西 太原 030024)

摘要:以矿井排水系统的离心泵为研究对象,介绍了包括机器学习方法、多元统计分析方法、特征量提取方法和信息融合方法在内的4种基于数据驱动的矿井主排水设备寿命预测方法的基本原理、相关案例、优缺点、尚未解决的问题及其在离心泵寿命预测中的应用;指出了离心泵寿命预测的发展趋势:寿命衰退指标应多样化,只有离心泵的各类指标正常,才能表明离心泵运行正常,多变量综合考虑使预测可靠性更高;决策层信息应高度融合,振动信号、动态摩擦力矩、扬程等因素都会随着寿命的衰退发生一定的变化,将这些信息融合用于寿命预测,效果会更好;融合特征层信息,将多种预测模型进行融合,或者建立一个集更多优点于一体的混合模型,才能更好地满足工业要求。

关键词:离心泵;寿命预测;数据驱动;机器学习;多元统计分析;特征量提取;信息融合

中图分类号:TD636 文献标志码:A 网络出版时间:2017-10-27 08:49

网络出版地址:<http://kns.cnki.net/kcms/detail/32.1627.TP.20171027.0849.009.html>

Life prediction methods of mine main drainage equipment based on data driven

GUO Wenqi^{1,2,3}, SONG Jiancheng^{1,2,3}, TIAN Muqin^{1,2,3}

(1. College of Electrical and Power Engineering, Taiyuan University of Technology, Taiyuan 030024, China; 2. Shanxi Key Laboratory of Mining Electrical Equipment and Intelligent Control, Taiyuan 030024, China; 3. National & Provincial Joint Engineering Laboratory of Mining Intelligent Electrical Apparatus Technology, Taiyuan 030024, China)

Abstract: Taking centrifugal pump of mine drainage system as research object, the paper introduced basic principles, related cases, advantages and disadvantages, unsolved problems of four kinds of life prediction methods based on data driven, namely machine learning method, multivariate statistical analysis method, characteristic extracting method and information fusion method, and expounded their applications in centrifugal pump life prediction. Meanwhile it pointed out development trend of the centrifugal pump life prediction: life recession index should be diversified, and all kinds of normal centrifugal pump indexes show that the centrifugal pump works normally, the more comprehensive consideration, the higher the

收稿日期:2017-05-18;修回日期:2017-08-24;责任编辑:张强。

基金项目:山西省科技重大专项项目(20131101029)。

作者简介:郭文琪(1991—),男,山西忻州人,硕士研究生,研究方向为矿井主排水设备的状态监测与寿命管理,E-mail:18234132660@163.com。

引用格式:郭文琪,宋建成,田慕琴.基于数据驱动的矿井主排水设备寿命预测方法[J].工矿自动化,2017,43(11):39-48.

GUO Wenqi, SONG Jiancheng, TIAN Muqin. Life prediction methods of mine main drainage equipment based on data driven[J]. Industry and Mine Automation, 2017, 43(11): 39-48.

prediction reliability; decision layer information should be highly integrated, and factors such as vibration signal, dynamic friction torque and pump head will change with decay of life, so results will be better to fuse these information into life prediction; feature layer information should be integrated, and integrating various prediction models or establishing a hybrid model with many advantages can better meet industrial requirements.

Key words: centrifugal pump; life prediction; data driven; machine learning; multivariate statistical analysis; feature extraction; information fusion

0 引言

随着煤炭行业高产高效的发展,矿井安全问题已成为制约煤炭生产的关键因素,而井下涌水所导致的安全问题占比高达 27.5%。一旦井下发生透水事故,不仅影响安全生产,还会使矿井淹没,甚至危及工人的生命。井下排水设备担负着整个矿井积水排除的任务,其安全可靠直接影响矿井生产的效率和安全。因此,研究矿井排水设备的状态监测和寿命管理对矿井生产具有重要的现实意义。

许多科研工作者在矿井排水的理论研究和实际应用中做了大量的工作。到目前为止,我国在矿井排水优化与控制、排水设备的改造方面也取得了很大的成绩,一些研究人员将智能控制应用到排水系统中,如将模糊控制、神经网络控制等一些先进算法与实际的排水方案相结合使排水系统达到优化控制的目的,实现了排水系统的实时监测、故障检测、故障记录、事故快速分析、多台水泵轮换。然而,只有少数科研单位实现了矿井主排水的故障诊断功能,但其所选故障类型单一,不能全面反映设备可能出现的多种故障,对设备分析的可靠性有待进一步提高。关于矿井排水设备寿命预测的研究则更少,建立完善的矿井主排水设备寿命管理系统已成为煤炭行业必须要重视的问题之一。

针对寿命管理技术,现有的方法主要包括 3 类:专家系统、定性分析、数据驱动^[1]。其中,专家系统及定性分析方法有其特有的优势,利用专家提供的知识和经验建立的数据库,可使预测更加灵活。但数据库的建立十分困难,需要大量完整准确的历史数据,由于矿井排水设备寿命管理知识缺乏,这些方法适用性不强。近年来,数据驱动技术的发展为寿命预测提供了新的方法,基于数据驱动的预测方法是通过对过程运行数据进行分析处理,在不需知道系统精确解析模型的情况下完成系统寿命管理的^[2-3],避免了数据库不完善所带来的寿命管理环节中的困难。

本文以矿井排水系统的离心泵为研究对象,深入探讨 4 种基于数据驱动的使用寿命预测方法(机器学习方法、多元统计分析方法、特征量提取方法和信息融合方法)的基本原理、相关案例及其在离心泵寿命预测中的应用,给出了离心泵寿命预测的发展趋势。

1 机器学习方法

1.1 概述

机器学习是一门多领域交叉学科,涉及到概率论、统计学、逼近论、算法复杂度等内容。作为人工智能的核心,它旨在研究计算机怎样模拟和实现人类的学习行为,以获得新的知识和技能,重新组织已有的知识结构,达到改善自身性能的目的。

1.2 基本原理

机器学习方法包括了以神经网络^[4]、支持向量机^[5]和模糊逻辑为主的多种预测方法,它利用采集到的系统的定期历史数据,一部分作为训练学习样本,一部分作为验证数据,依赖网络的高度非线性映射特性来拟合数据,对网络进行训练,然后寻找历史数据与未来数据之间的关系,建立数学模型,从而达到预测的目的。

对人工神经网络(Artificial Neuron Network, ANN)的研究始于 20 世纪 40 年代,ANN 具有自学习和自适应的特性。它从信息处理角度对人脑神经元网络进行抽象,建立某种简单模型,按不同的连接方式组成不同的网络。其原理为先利用训练数据建立不同生命周期性能识别的映射,然后将训练好的网络用于新观测的数据进行剩余寿命值的判断。基于神经网络的寿命预测方法的思想:通过网络层间的学习建立特征信息与剩余寿命之间的映射关系,使输入层的节点对应特征信息,输出层的节点对应剩余寿命值,从而实现由特征信息到剩余寿命值的推理过程。

支持向量机(Support Vector Machine, SVM)预测方法是建立在统计学理论和结构风险最小原理基础上的机器学习算法,与神经网络需要大量的训

练样本不同,SVM更适用于小样本系统的故障特征的学习和诊断。基于SVM的寿命预测方法的思想:通过各时间段的标记样本对支持向量机进行训练,找到训练样本中的支持向量,据此确定最优分类超平面,再装入表征此时状态的有关数据,测试样本集根据最优分类超平面做出决策。通过对特定训练样本的学习达到无错误地预测剩余寿命,其预测精度高,适用范围较广。

模糊逻辑(Fuzzy Logic)法是建立在多值逻辑的基础上,对模型未知的系统或不确定系统进行推理的方法。模糊逻辑是指模仿人脑的不确定性概念判断、推理的思维方式,对模型未知或不能确定的描述系统及强非线性、大滞后的控制对象,应用模糊集合和模糊规则进行推理,表达过渡性界限或定性知识经验,模拟人脑方式实行模糊综合判断,推理解决常规方法难以对付的规则型模糊信息问题。基于模糊逻辑的寿命预测思想:根据集合论中的隶属函数和模糊关系矩阵分析样本与剩余寿命之间的不确定关系,进而实现寿命预测。

1.3 典型应用

自机器学习法提出以来,学者们在这方面进行了大量研究。聂书彬等^[6]考虑到离心泵的生产需要经历“设计-制造样品-性能测试”等环节,生产周期长,投入费用多,一旦性能测试不合格,需要重新设计,因此,他们通过人工神经网络选取流量、转速、叶轮进出口直径、叶轮出口安放角和前后盖板的半径、倾角等15个相关指标对所设计泵的性能(主要是扬程、功率)进行预测,旨在在设计前就给出准确的离心泵性能指标,避免了时间与资金的浪费。明廷锋等^[7]采集了离心泵的出口压力波动信号和振动信号,采用BP神经网络和LS-SVM提取波动信号和振动信号中的最优正则参数和方差,构造特征集,进而实现故障识别,分类效果良好,振动信号故障识别率为93.75%,压力波动信号的识别率则达到了99.167%。何庆飞等^[8]采用超谱M型发射光谱仪对CB-KP63齿轮泵中的油液状态进行监测,选取油液中铁元素的含量作为液压泵的寿命特征信息,构建灰色支持向量机(Grey-SVM)组合模型,利用80组铁元素光谱分析结果进行泵的寿命预测,预测精度高达99.37%。段礼祥等^[9]将模糊综合评价法与层次分析法相结合,建立了基于AHP-模糊综合评价模型,旨在对离心泵的安全性能进行评估,以安全管理、本质安全性和水力安全为准则,以职工素质、安全检查、维修管理、安全防护措施、电动机、水

泵、水力振动、机组过载等参数作为评价指标,选取优、良、中、差、劣作为安全等级,实现了对离心泵不同等级下的安全评估。

目前有关矿井排水设备寿命预测的研究甚少,姚宇等^[10]基于机器学习方法给出了离心泵寿命预测的研究思路,如图1所示。在离心泵的运行过程中,等时间间隔地采集不同流量 Q 所对应的泵进口压力 P_1 和出口压力 P_2 ,由式(1)可得所对应的扬程 H ,构建 $H-Q$ 特性曲线^[9]。

$$H = \frac{P_2 - P_1}{\rho g} + \frac{v_2^2 - v_1^2}{2g} + (Z_2 - Z_1) \quad (1)$$

式中: v_1 、 v_2 分别为泵进、出口的平均流速; Z_1 、 Z_2 分别为泵进、出口压力测量点到水平面的高度; ρ 为介质密度; g 为重力加速度。

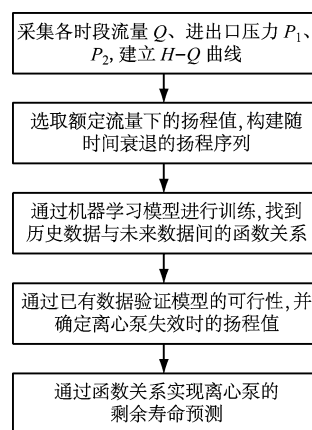


图1 基于机器学习法的离心泵寿命预测流程
Fig.1 Flow diagram of life prediction of centrifugal pump based on machine learning method

根据工况要求,选取合适的流量值,可得到与之对应的扬程衰退序列,该序列中一部分作为训练学习样本,一部分作为验证数据,对预测模型进行训练,找到历史数据与未来数据之间的关系。利用该预测模型得到未来时刻的扬程值,将该扬程值与工况要求扬程值比较,达到预知离心泵是否失效的目的。

1.4 发展趋势

各类机器学习方法均有其不足之处:人工神经网络的学习需要大量的样本,故应用于无法获得大量工业过程特征信息的系统时受到一定的限制,且样本的完整性和典型性、预测方法的收敛性和预测精度等都是制约基于神经网络的寿命预测技术发展的因素。基于SVM的预测方法的预测精度与特征信息的完备性和代表性有很大关系,SVM虽然具有较好的学习能力,却没有深层次地追求数据的结构信息。模糊逻辑法中由于隶属函数是人为构造的,

具有一定的主观性,如果特征信息的选择不合理,预测精度就会明显下降。上述分析表明,特征信息选取的合理性及完整性是基于机器学习的设备寿命预测的关键,也是未来发展亟待解决的问题之一。

2 多元统计分析方法

2.1 概述

多元统计分析方法是从经典统计学发展起来的一个分支,是一种综合分析方法,它能够在多个对象和多个指标互相关联的情况下分析它们的统计规律。

2.2 基本原理

多元统计分析方法主要包括主元分析(Principal Components Analysis, PCA)方法、独立元分析(Independent Component Analysis, ICA)方法、偏最小二乘(Partial Least Square, PLS)方法、时间序列分析(Time Series Analysis, TSA)方法和灰色理论方法等。它根据过程变量的历史数据,利用多元投影方法将多变量样本空间分解成由主元变量扩展成的较低维的投影子空间和一个相应的残差子空间,并分别在这2个空间中构造能够反映空间变化的统计量,然后将观测向量分别向2个子空间进行投影,并计算相应的统计量指标用于寿命预测^[11]。

PCA方法主要用于分析处理具有高度线性相关性的测量数据,通过映射达到降维的目的,并使得变换后的主元子空间反映的是监测变量的主要变化,残差子空间反映的是监测过程中的噪声和干扰等。其基本原理是采集处于正常工况下的过程数据 X_{normal} ,将其归一化处理为 X ,然后进行主元分析,建立统计分析模型。

$$\sum = \frac{1}{n-1} X_{n \times m}^T X_{n \times m} = [P \bar{P}] \wedge [P \bar{P}]^T \quad (2)$$

$$\Rightarrow S = XP, \bar{S} = X \bar{P} \quad (3)$$

式中: $S, \bar{S}$ 分别为主元和残差的得分矩阵, $S \in R^{n \times k}$, $\bar{S} \in R^{n \times (m-k)}$; $P, \bar{P}$ 分别为主元和残差的载荷矩阵, $P \in R^{m \times k}$, $\bar{P} \in R^{m \times (m-k)}$,均由对 X 的均方差矩阵进行奇异值分解得到; k 为主元的个数,可由累积方差贡献率等确定。

在故障检测中,PCA方法通常采用的统计量是Hotelling T^2 和平方预报误差(SPE),Hotelling T^2 主要用来衡量包含在统计分析模型中的信息量的大小,SPE主要用来衡量采集信号数据点中不能被统

计分析模型所描述的信息量的大小。

ICA方法是针对具有非正态分布的多变量系统提出的。最早ICA方法主要用于异常监控,由等概率密度曲线确定联合分布的控制置信限,充分利用过程中普遍存在的高斯和非高斯信息。PCA方法提取的主元虽然不相关,却也并不相互独立,ICA方法把多光谱或者高光谱数据转换成不相关且相互独立的部分,在降维的同时发现并分离出数据中隐藏的噪声信息。当感兴趣信号的能量和强度相对于数据中其他信号较弱时,这种变换比用PCA方法得到的结果更加有效。另外,ICA方法不仅可以提取互相独立的主元变量,而且可以提取高阶统计量信息。

PLS方法是基于PCA的多变量回归算法,最早PLS方法主要用于异常监控,通过逐步迭代交换实现对输入输出矩阵的分解,这种互交换模式加强了主元间的对应关系,由于PLS方法是由输出变量引导输入样本空间的分解,因而比PCA方法具有更强的输入解释能力。其思想是同时对输入矩阵 $X_{\text{in}} \in R^{m \times n}$ 和输出矩阵 $X_{\text{out}} \in R^{m \times p}$ 进行正交分解,目的是使分解后的主元的协方差最大,也就是使输出信息可以最大限度由输入表征。

TSA方法是一种动态数据分析处理的重要方法,通过分析时间序列中的潜在信息来估算其过程的统计规律,主要包括频域分析和时域分析两大类方法。基于TSA的寿命预测技术以工业过程中长期监测的历史数据作为时间序列,建立数据随时间变化的动态模型,基于此模型进行寿命预测。该预测方法简单,易于掌握,但其预测精度差,一般只适用于短期的分析预测。

灰色理论依据认识、信息和决策的层次判定系统是否会出现信息不完全的情况。基于灰色理论方法的寿命预测技术是通过微分拟合构建合理的数学模型,并依据某些特定的算法将杂乱无章的原始数据规律化,进而预测监控系统中设备的剩余寿命。该预测方法不需要大量数据,原理简单,运行方便,但其仅依靠小样本数据进行寿命预测,导致精度不高。

2.3 典型应用

多元统计分析方法算法简单,易于实现,因此,一大批学者将该方法用于寿命预测。刘锐等^[12]以离心泵流量与径向密封环间隙的物理关系式为依托,以出现气蚀为寿命终点,得出了剩余寿命与间隙间的关系式及离心泵无故障工作概率,用于离心泵

寿命预测,实现了不同可靠度下的离心泵寿命预测。韩建宇等^[13]以离心泵各部件单元(叶轮、导轮、轴、密封环、轴承、联轴器、电动机、螺栓等)的可靠性为基础,结合国内外相关标准规范和运行数据进行统计分析,得出离心泵整体的可靠性分析结果。张子贤等^[14]从水泵与动力机配套运行的角度出发,给出了水泵机组运行可靠度的表达式,将功率备用系数与机组运行的可靠度联系起来,运用概率与统计方法建立了水泵机组运行可靠度计算模型,给出了切实可行的计算方法。

基于多元统计分析方法的离心泵寿命预测流程如图 2 所示。以叶片安放角、叶轮外径、径向密封环间隙和流量、转速等作为离心泵的寿命预测指标,并确定离心泵失效时各指标的数值,构建各指标与剩余寿命间的关系及相对应的离心泵无故障工作概率,在置信区间内,确定离心泵的剩余寿命。

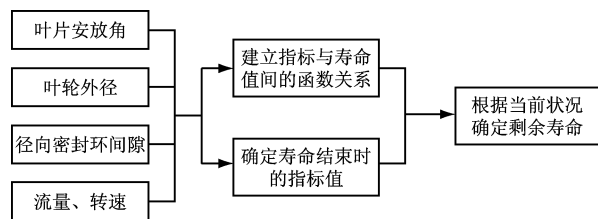


图 2 基于多元统计分析方法的离心泵寿命预测流程
Fig. 2 Flow diagram of life prediction of centrifugal pump based on multivariate statistics analysis method

2.4 发展趋势

PCA、ICA、PLS 方法都是通过变换将数据映射到另一个空间,以达到降维的目的,在降维过程中通过设置阈值保存信息量,难免会丢失原有数据的微小特征,而忽略了微小特征对预测结果的影响,势必会造成预测精度的下降。TSA 方法只适用于短期预测,而寿命预测需要长时间跟踪特定的特征信息。灰色理论方法可达到以小样本信息进行趋势预测的目的,但其预测精度较差。综上所述,由于自身的结构所限,导致多元统计分析方法预测精度不高。与其他方法结合,做到扬长避短是基于多元统计分析方法的寿命预测的发展方向。

3 特征量提取方法

3.1 概述

特征量提取,即对采集到的信号进行处理,得到想要的特征量。而信号处理是指对各种类型的电信号按各种预期的目的及要求加工,即把记录在某种媒体上的信号进行提取、变换、分析、综合,以便

抽取有用信息。

3.2 基本原理

利用各类传感器采集设备不同生命阶段的信号,采集的信号以振动信号和原动机接线端的电信号为主,对测量信号利用各种信号处理方法进行分析处理,提取相关信号的时域或频域特征,用不同的特征值来表征设备所处的生命阶段,最后选取合适的模型进行寿命预测^[15]。可用的特征量提取方法有小波变换(Wavelet Transform, WT)法、谱分析(Spectrum Analysis, SA)法、经验模式分解(Empirical Mode Decomposition, EMD)法、形态信号处理(Morphological Signal Processing, MSP)法等。

WT 法不仅继承和发展了短时傅里叶变换局部化的思想,而且克服了傅里叶变换中窗口大小不随频率变化等缺点^[16]。小波分析的重要应用是图像和信号处理,它适用于非稳定信号处理,而傅里叶分析适用于稳定信息的处理,其旨在准确地分析、诊断、编码压缩和量化、快速传递或存储、精确重构相关信号。基于 WT 法进行寿命预测的思想:鉴于小波变换的分辨率可变特性,通过伸缩和平移等运算对故障信号逐步进行多尺度及多分辨率的细化分析,达到对高频处时间和低频处频率的细分,从而聚焦到特定信号的微小细节特征信息,用于寿命预测。

SA 法是将模态分析的结果和已知谱相联系,用于计算结构响应的分析方法。在工业监控中,不同生命周期的过程状态对应监控信号不同的频谱特征,基于 SA 法的寿命预测思路:利用对信号的功率谱、倒频谱、高阶谱等的分析来进行信号的监控预测,其中以频域的谱分析最为常用。

EMI 法依据数据自身的时间尺度特征进行信号分解,其技术关键是如何自适应地将复杂的高维信号分解成有限个本征模式函数,并确保分解出的各个本征模式函数分量都能包含原信号不同时间尺度上的局部特征信息。基于 EMD 法的寿命预测思路:首先对非平稳的监测数据进行平稳化处理,然后进行 Hilbert 变换得到频谱图,分辨出具有物理意义的频率,再进行模式分析。

MSP 法属于非线性时域空间上的信号处理方法,建立在格论和拓扑学基础之上,对信号的局部几何特征较为敏感,能够高效分析处理脉冲信号。基于 MSP 法的寿命预测思想:通过构造一个合适的探针,也就是结构元素,让其在信号中不断移动,以探寻具有物理意义的信号相互之间的关联性,进而

提取这些特征用于剩余寿命的预测。MSP 法是基于集合进行运算,因而计算简单且适合于并行计算,具有一定的灵活性。但其本质为一种非线性滤波器,当信号中特征信息被噪声淹没时,该方法的分析效果较差。

3.3 典型应用

特征量提取方法从信号的角度进行分析,抓住了设备运行过程中量变化的本质,得到了众多学者的青睐。徐超等^[17-18]采集得到了离心泵故障振动信号,利用小波包变换对信号进行不同频段的划分,构造出相应的能量谱作为离心泵运行状态的特征向量,并采用二维隐马尔科夫模型在特征向量与故障类型间建立对应关系,进而实现了离心泵的故障识别。周云龙等^[19-20]利用自回归(AR)谱不受数据长度限制和 AR 模型参数对状态变化规律反应敏感的特点,对采集得到的离心泵故障状态下的振动信号进行自回归谱分析,将得到的 AR 谱系数作为特征向量,再输入到各个状态的隐马尔科夫模型中进行训练,输出概率最大的状态即为离心泵的运行状态。赵鹏等^[21]针对离心泵振动信号的非平稳特征,提出了一种基于经验模式分解复杂度特征和最小二乘支持向量机的离心泵振动故障诊断方法:首先对振动信号进行经验模式分解,将其分解为若干个固有模态函数(Intrinsic Mode Function, IMF),然后对每个 IMF 分量提取复杂度特征作为故障特征向量,并以此作为输入参数建立最小二乘支持向量机分类器进行故障诊断;选用径向基函数作为核函数,并采用差分进化算法进行参数选择。张文斌等^[22-23]采用形态滤波方法对染噪的振动信号进行降噪处理,无需考虑振动信号的频谱特征,解决了旋转机械振动信号采集过程中引入的噪声污染和基线偏移问题,为之后离心泵的寿命管理做好了准备。

基于特征量提取方法的离心泵寿命预测流程如图 3 所示。由于蜗壳处的振动信号更能表征离心泵的运行状态,所以等时间间隔地采集离心泵蜗壳处的振动信号,通过信号处理得到振动信号的均方根、标准差、峭度因子和裕度系数等特征值,构成特征向量,建立特征向量与寿命值之间的关系。利用特征向量预测当前寿命值,与额定寿命比较,确定离心泵失效与否。

3.4 发展趋势

在设备全生命周期中采集到的各时期的信号用于表征其所处的生命节点特别恰当。正因为如此,信号采集的类型、精度及采集位置成为需要关注的

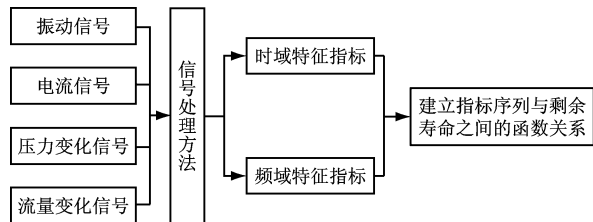


图 3 基于特征量提取方法的离心泵寿命预测流程

Fig. 3 Flow diagram of life prediction of centrifugal pump based on feature extraction method

问题,另外,需要从采集到的信号中提取与寿命值相关的特征量,然而,现有的特征量的选取没有标准,亟待建立完善的特征量选取体系,以提高预测的可靠性。

4 信息融合方法

4.1 概述

信息融合也称为传感器信息融合或多传感器信息融合,是一个对从单个和多个信息源获取的数据和信息进行关联、相关和综合,以获得精确的位置和身份估计,以及对态势和威胁及其重要程度进行全面及时评估的信息处理过程。

4.2 基本原理

目前,基于信息融合的预测方法主要包括决策层融合方法和特征层融合方法。决策层融合方法^[24-25]是对根据不同传感器数据得到的预测结果或者根据相同数据经过不同方法得到的预测结果利用决策层融合算法进行融合,从而获得一致的更加准确的结论。特征层融合方法主要是利用神经网络或支持向量机将多个特征量进行融合,将融合后得到的特征量用于寿命预测。

信息融合技术通过对多源信息加以自动分析和综合来获得比单源信息更为可靠的结论,基于信息融合的预测方法利用了多个传感器的互补和冗余信息,但是如何保证这些信息能够被有效利用,以提高预测精度还有待于进一步研究。

4.3 典型应用

信息融合技术采用多角度的分析得出结论以提高预测结果的精确性,致使越来越多的学者开始了对它的学习和研究。朱艳姝等^[26]采用遗传算法优化的 BP 网络将流量、转速、叶片数、叶轮外径、叶片出口宽度和叶片安放角等特征量进行融合,预测离心泵相应的扬程和效率,通过这 2 个参量可进行相应的寿命预测,使用模型预测的扬程、效率与试验所得结果的最大误差分别为 5.96%、4.19%,较 BP 网络预测精度高。杨国安等^[27]采用小波包将采集到

的离心泵振动信号进行分解,再分别采用不同的方法分析不同的分解频段;利用解调技术分析小波包分解的高频段,用来诊断轴承、叶轮等零部件的各类故障;利用快速傅里叶变换(Fast Fourier Transform,FFT)分析小波包分解的低频段,用来诊断转轴的各类故障,从而实现了离心泵各类故障的诊断。周云龙等^[28]采集了正常状态、出现气蚀的初生期、轻微期和严重期4种状态下的出口压力波动信号,采用EMD和边际谱频带能量相结合的分析方法得到了IMF均方根能量和边际谱频带能量,将二者输入BP神经网络的输入层,以实现离心泵的故障模式识别。

对根据不同传感器数据得到的预测结果利用决策层融合算法进行融合,从而获得一致的更加准确的寿命预测结果。基于信息融合方法的离心泵寿命预测流程如图4所示。信息融合不仅弥补了用单一参量进行寿命预测时的自身不足,而且避免了单一参量测量错误给预测带来的影响。离心泵的性能指标较多,有扬程、功率、效率、气蚀等,建立各指标与剩余寿命间的关系,综合考虑,确定离心泵失效与否。

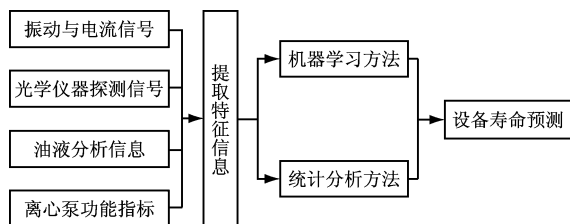


图4 基于信息融合方法的离心泵寿命预测流程

Fig.4 Flow diagram of life prediction of centrifugal pump based on signal fusion method

另外,信息融合还包括对相同数据用不同方法处理得到结果,进而融合得到准确的结论^[29]。煤矿井下自动化的实现不仅要求预测精度高,而且要求响应时间短,而某一种预测模型很难满足这2种要求。例如,神经网络、支持向量机、卡尔曼滤波模型的预测精度较高,但收敛速度慢;而时间序列模型、灰色模型^[30]收敛速度快,但精度却很难达到要求。因此,对合适的预测方法进行融合,扬长避短,才可能更好地实现离心泵的寿命预测。

4.4 发展趋势

信息融合方法在工程实际中无处不在,然而,如何有效利用多个传感器采集到的信息,以提高预测精度还有待于进一步研究。另外,优化现有的预测模型,使寿命预测的精度和收敛性得到提高也是

一个研究方向。

5 离心泵寿命预测的发展趋势

寿命预测技术经历了技术的开创期、发展期,如今已趋于完善。然而,随着大数据、云计算和物联网技术的发展,主排水系统关键设备——离心泵的寿命预测方法将会与这些技术高度融合,主要体现在以下几个方面。

5.1 寿命衰退指标多样化

大部分学者都是通过建立单一变量与设备寿命值之间的映射关系来进行寿命预测的,比如,以径向密封环的间隙作为变量^[12]。单一变量能否较好地表征设备的寿命衰退趋势,值得商榷。因此,将多变量作为设备寿命衰退的指标更加合理。以离心泵为例,通过扬程一个指标来对离心泵进行寿命预测的方法并不全面,依据离心泵特性曲线,考虑离心泵的扬程、功率、效率和气蚀余量4个变量对离心泵寿命的影响更为合理。

5.2 决策层信息融合

设备寿命预测可以分为两大类,一是通过分析、处理采集到的信号,得到相应特征量,在该特征量与寿命值之间建立相应映射关系,这种方法抓住了问题的本质;二是通过分析安放角、动态摩擦力矩、扬程等因素,建立它们与寿命值之间的映射关系,这种方法更直观,更具有说服力。二者各有优点,因此,综合考虑能更好地对设备寿命进行预测。以离心泵为例,可以采集离心泵的振动信号,得到信号特征值(均方根、标准差、峭度因子和裕度系数等),并通过传感器测量相对应时刻的扬程、效率,将二者相结合对离心泵的寿命进行预测,效果更好。

5.3 特征层信息融合

设备寿命预测模型多种多样,各具优势,合适预测模型的选取是解决问题的关键。应根据相应研究对象的数据特点选取模型,或者建立一个集更多优点于一体的混合模型。以离心泵为例,其数据特点为采集数据量不大,参量种类有限。相关的模型有:①神经网络模型,有高度的非线性与不确定性,与时间相关度强,要求数据量大。②支持向量机模型,要求数据量大,用多组数据来预测下一时刻的另一组数据。③卡尔曼滤波模型,采用预测值与测量值加权计算得到最优解,再用最优解来预测下一时刻的值,且对数据量没有要求。④灰色模型,对数据量没有要求,通过部分信息来预测总体信息,收敛速度快,但由于计算步骤简单,导致精度不高。

⑤ 时间序列模型,多采用不断迭代的方式求取最优解,运算时间长,精度不高。根据上述模型的特点得出,针对离心泵应该选卡尔曼滤波模型和灰色模型,二者结合,收敛速度和精度都会得到进一步的提高。

6 结论

基于数据驱动的使用寿命预测方法为工矿企业秉持的安全高效生产理念提供了理论基础。基于数据驱动的矿井主排水设备寿命预测方法不仅能够排除设备运行中存在的突发故障,而且能够预测设备的运行寿命,根据预测结果,在寿命终止之前更换设备,可避免重特大事故的发生。以矿井排水设备的离心泵为例,介绍了4种基于数据驱动的矿井主排水设备寿命预测方法,指出了离心泵寿命预测的发展趋势:① 寿命衰退指标多样化,只有离心泵的各类指标正常,才能表明离心泵运行正常,因此,多变量综合考虑使预测可靠性更高。② 决策层信息融合,振动信号、动态摩擦力矩、扬程等因素都会随着寿命的衰退发生一定的变化,将这些信息融合并用于寿命预测,效果会更好。③ 特征层信息融合,不同的寿命预测模型有其特定的适用范围,有的预测精度高,有的收敛速度快,只有将多种预测模型进行融合,集更多优点于一体,才能更好地满足工业要求。

参考文献(References):

- [1] 文成林,吕菲亚,包哲静,等. 基于数据驱动的微小故障诊断方法综述[J]. 自动化学报, 2016, 42(9): 1285-1299.
WEN Chenglin, LYU Feiya, BAO Zhejing, et al. A review of data driven-based incipient fault diagnosis [J]. Acta Automatica Sinica, 2016, 42(9): 1285-1299.
- [2] 张小丽,陈雪峰,李兵,等. 机械重大装备寿命预测综述[J]. 机械工程学报, 2011, 47(11): 100-116.
ZHANG Xiaoli, CHEN Xuefeng, LI Bing, et al. Review of life prediction for mechanical major equipments[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2011, 47(11): 100-116.
- [3] 张小丽,王保建,马猛,等. 滚动轴承寿命预测综述[J]. 机械设计与制造, 2015(10): 221-224.
ZHANG Xiaoli, WANG Baojian, MA Meng, et al. A review of life prediction for roller bearing [J]. Machinery Design & Manufacture, 2015 (10): 221-224.
- [4] BHOWMIK P S, PRADHAN S, PRAKASH M, et al. Investigation of wavelets and radial basis function neural network for incipient fault diagnosis in induction motors [C]//International Conference on Circuits, Controls, and Communications, Bengaluru, 2013:1-5.
- [5] NAMDARI M, JAZAYERI-RAD H. Incipient fault diagnosis using support vector machines based on monitoring continuous decision functions [J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2014, 28(1): 22-35.
- [6] 聂书彬,关醒凡,刘厚林. 利用人工神经网络预测离心泵性能的探索[J]. 水泵技术, 2002(5): 16-18.
- [7] 明廷锋,王豪,苏永生. 基于 BP 网络和 LS-SVM 的特征提取和故障识别方法[J]. 昆明理工大学学报(理工版), 2010, 35(5): 41-46.
MING Tingfeng, WANG Hao, SU Yongsheng. Feature extraction and fault identification based on BP networks and LS-SVM [J]. Journal of Kunming University of Science and Technology (Science and Technology), 2010, 35(5): 41-46.
- [8] 何庆飞,陈桂明,陈小虎,等. 基于灰色支持向量机的液压泵寿命预测方法[J]. 润滑与密封, 2012, 37(4): 73-77.
HE Qingfei, CHEN Guiming, CHEN Xiaohu, et al. Life prediction method of hydraulic pump based on gray support vector machines [J]. Lubrication Engineering, 2012, 37(4): 73-77.
- [9] 段礼祥,张来斌,钱永梅. AHP-模糊综合评价法在离心泵安全评价中的应用[J]. 中国安全生产科学技术, 2011, 7(2): 127-131.
DUAN Lixiang, ZHANG Laibin, QIAN Yongmei. Application of fuzzy comprehensive evaluation in safety assessment of centrifuge pump[J]. Journal of Safety Science and Technology, 2011, 7(2): 127-131.
- [10] 姚宇. 基于物联网的矿井主排水设备状态监测及寿命管理系统的开发[D]. 太原:太原理工大学, 2016.
- [11] 李哈,萧德云. 基于数据驱动的故障诊断方法综述[J]. 控制与决策, 2011, 26(1): 1-9.
LI Han, XIAO Deyun. Survey on data driven fault diagnosis methods [J]. Control and Decision, 2011, 26(1): 1-9.
- [12] 刘锐,黄政,白云. 基于物理模型的水泵寿命评估[J]. 装备制造技术, 2012(6): 13-14.
LIU Rui, HUANG Zheng, BAI Yun. Life assessment of centrifugal pump based on physical model [J]. Equipment Manufacturing Technology, 2012 (6): 13-14.
- [13] 韩建宇,高金吉,陈国华. 化工离心泵的可靠性分析[J]. 石油化工设备, 2007, 36(2): 78-81.

- HAN Jianyu, GAO Jinji, CHEN Guohua. Reliability analysis of petrochemical centrifugal pump [J]. Petro-Chemical Equipment, 2007, 36(2): 78-81.
- [14] 张子贤, 刘家春. 水泵机组运行的可靠性研究[J]. 水利学报, 2000, 31(2): 54-59.
- ZHANG Zixian, LIU Jiachun. Research on reliability of pumping unit operation [J]. Journal of Hydraulic Engineering, 2000, 31(2): 54-59.
- [15] QIAO W, LU D G. A survey on wind turbine condition monitoring and fault diagnosis — part II: signals and signal processing methods [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2015, 62(10): 6546-6557.
- [16] 李志农, 朱明, 褚福磊, 等. 基于经验小波变换的机械故障诊断方法研究[J]. 仪器仪表学报, 2014, 35(11): 2423-2432.
- LI Zhinong, ZHU Ming, CHU Fulei, et al. Mechanical fault diagnosis method based on empirical wavelet transform [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2014, 35(11): 2423-2432.
- [17] 徐超. 基于形态滤波和提升小波变换的漏磁信号处理研究[J]. 国外电子测量技术, 2013, 32(8): 23-25.
- XU Chao. Studies to MFL signal processing based on morphology and lifting wavelet transforms [J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2013, 32(8): 23-25.
- [18] 周云龙, 柳长昕, 赵鹏. 基于小波包的 2D-HMM 离心泵故障诊断[J]. 数据采集与处理, 2008, 23(增刊 1): 140-144.
- ZHOU Yunlong, LIU Changxin, ZHAO Peng. 2D-HMM fault diagnosis for centrifugal pump based on wavelet packet [J]. Journal of Data Acquisition & Proceeding, 2008, 23(S1): 140-144.
- [19] 周云龙, 柳长昕, 赵鹏, 等. 基于自回归-连续隐马尔可夫模型的离心泵故障诊断[J]. 中国电机工程学报, 2008, 28(20): 88-93.
- ZHOU Yunlong, LIU Changxin, ZHAO Peng, et al. Fault diagnosis methods for centrifugal pump based on autoregressive and continuous hidden Markov model [J]. Proceedings of the Chinese Society for Electrical Engineering, 2008, 28(20): 88-93.
- [20] 周云龙, 柳长昕, 宋延宏, 等. 基于 AR 的二维隐 Markov 模型离心泵故障诊断方法[J]. 流体机械, 2008, 36(10): 41-45.
- ZHOU Yunlong, LIU Changxin, SONG Yanhong, et al. Fault diagnosis method for centrifugal pump based on AR and 2D hidden Markov model [J]. Fluid Machinery, 2008, 36(10): 41-45.
- [21] 赵鹏, 周云龙, 孙斌. 基于经验模式分解复杂度特征和最小二乘支持向量机的离心泵振动故障诊断[J]. 中国电机工程学报, 2009, 29(增刊 1): 138-144.
- ZHAO Peng, ZHOU Yunlong, SUN Bin. Vibration fault diagnosis of centrifugal pump based on empirical mode decomposition complexity feature and least square support vector machine [J]. Proceedings of the Chinese Society for Electrical Engineering, 2009, 29(S1): 138-144.
- [22] 张文斌, 杨辰龙, 周晓军. 形态滤波方法在振动信号降噪中的应用[J]. 浙江大学学报(工学版), 2009, 43(11): 2096-2099.
- ZHANG Wenbin, YANG Chenlong, ZHOU Xiaojun. Application of morphology filtering method in vibration signal denoising [J]. Journal of Zhejiang University (Engineering Science), 2009, 43(11): 2096-2099.
- [23] 段向阳, 王永生, 苏永生. 切片双谱分析在离心泵故障诊断中的应用[J]. 振动、测试与诊断, 2010, 30(5): 581-584.
- DUAN Xiangyang, WANG Yongsheng, SU Yongsheng. Application of slice bispectrum analysis to fault diagnosis of centrifugal pump [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2010, 30(5): 581-584.
- [24] 向阳辉, 张干清, 庞佑霞. 结合 SVM 和改进证据理论的多信息融合故障诊断[J]. 振动与冲击, 2015, 34(13): 71-77.
- XIANG Yanghui, ZHANG Ganqing, PANG Youxia. Multi-information fusion fault diagnosis using SVM & improved evidence theory [J]. Journal of Vibration and Shock, 2015, 34(13): 71-77.
- [25] 程加堂, 艾莉, 段志梅, 等. 基于改进 D-S 的水电机组集成故障诊断研究[J]. 水力发电学报, 2014, 33(5): 216-220.
- CHENG Jiatang, AI Li, DUAN Zhimei, et al. Fault diagnosis based on improved D-S evidential theory for hydroelectric generator units [J]. Journal of Hydroelectric Engineering, 2014, 33(5): 216-220.
- [26] 朱艳姝, 朱石沙, 朱大洲, 等. 基于遗传算法和 BP 神经网络的离心泵性能预测[J]. 机械科学与技术, 2012, 31(8): 1274-1279.
- ZHU Yanshu, ZHU Shisha, ZHU Dazhou, et al. Performance prediction of centrifugal pump based on genetic algorithm and BP neural network [J]. Mechanical Science and Technology, 2012, 31(8): 1274-1279.

- [27] 杨国安,许飞云,吴贞焕,等. 基于小波包和解调分析的多类故障综合诊断方法研究[J]. 东南大学学报(自然科学版),2004,34(1):42-45.
YANG Guoan, XU Feiyun, WU Zhenhuan, et al. Research on the multi-fault comprehensive diagnosis method based on wavelet packet and demodulation [J]. Journal of Southeast University (Natural Science Edition), 2004, 34(1): 42-45.
- [28] 周云龙,刘永奇,薛广鑫,等. 基于 EMD 和边际谱频带能量的离心泵汽蚀故障诊断[J]. 化工学报,2012, 63(2):545-550.
ZHOU Yunlong, LIU Yongqi, XUE Guangxin, et al. Fault diagnosis of cavitation for centrifugal pump based on EMD and HHT marginal spectrum energy [J]. CIESC Journal, 2012, 63(2): 545-550.
- [29] GAO J L, WEN C L, LIU M Q. Low-speed small target detection based on SVD and superposition[J]. Journal of Shanghai Jiaotong University, 2015, 49(6): 876-883.
- [30] WANG M H, TSAI H H. Fuel cell fault forecasting system using grey and extension theories [J]. IET Renewable Power Generation, 2013, 6(6): 373-380.