

[风力发电]

基于支持向量回归的风力发电机组齿轮箱故障诊断

文/王笑笑
山西龙源新能源有限公司

为解决传统发电机组齿轮箱故障诊断方法的诊断结果与期望结果存在偏差、准确性较低的问题，引进支持向量回归，设计一种机组齿轮箱设备的全新故障诊断方法。实验结果证明，设计的方法对于齿轮箱故障的诊断结果准确性较高，能够满足风力发电机组齿轮箱稳定、安全和连续运行需求。

在科技发展的同时，石油燃料、煤炭化石燃料等常规的能源燃料出现了滥用现象，尽管加大对资源的开发与使用在一定程度上带动了产业的发展，但在此过程中，生产单位却忽略了环境的现有承载能力，造成资源的负载压力越拉越大。近年来，风力发电越来越受到人们的关注，相关企业在获得利润的同时，也面临着技术创新等一系列问题。包括在生产与运营中对风能的利用、生产成本与维护成本的控制等。加之风能供电具有不确定性、随机性，导致了风能在与其他能源的发电模式竞争中处于不利地位，从而在一定程度上限制了整个风能发电产业的发展。

随着风力发电技术的持续更新，机组的发电能力与机组建设规模逐渐增大，企业需要在兼顾经济性的前提下，重视机组的安全运行。从2009年下半年起，我国各地相继发生了各类风电机组安全事故，风力发电事故数量与影响范围的增加，引起了业内的高度重视。在深入相关产业的研究中发现，过早进入市场的风电机组，其设备已经进入疲劳状态，从而导致设备运行故障和事故频发。因此需要对风力发电机组齿轮箱进行故障诊断。传统的诊断方法一般采用神经网络模型进行故障诊断。利用深度卷积神经网络自适应提取原始振

动加速度信号的特征矩阵；将特征矩阵作为输入层数据，构建XGBoost模型后进行训练，实现齿轮箱故障诊断。但是随着风力发电技术的迅速发展及机组设备的更新换代，传统诊断方法在实际应用中出现较大不足，诊断结果与期望结果存在偏差，准确性较低。

为了降低由于机组故障造成的风力发电安全隐患，解决上述不足，本文引进支持向量回归算法，设计一种机组齿轮箱设备的全新故障诊断方法，对风能等新能源发电模式的开发给予技术支持，提高机组使用寿命。

齿轮箱序列信号的获取与多尺度排序处理

为实现对齿轮箱运行中故障的精准诊断，应在开展相关研究前进行齿轮箱的获取与多排序处理，通过此种方式，实现采集信号的重构。在此过程中，可先设定一个时间序列，将信号在时间序列内进行空间重构，得到原始信号的重构信号。过程为

$$X(i) = [x(i) + x(i + \tau) + \cdots x(i + (m-1)\tau)] \quad (1)$$

式中， $X(i)$ 为原始信号的重构信号； τ 为原始信号反馈与传输延时； m 是信号在空间中的嵌入维度。

将式（1）中 $X(i)$ 的 m 个数据进行排序处理

(按照由大到小的顺序), 得到不同元素在空间中的位置。空间中每个元素在重构序列中出现的概率为

$$P_i = \frac{l}{k} \quad (2)$$

式中, P_i 为空间中每个元素在重构序列中出现的概率; l 为空间中每个元素在重构序列中出现次数; k 为重构分量。

参照Shannon熵值, 对反馈的信号进行排列, 过程为

$$H(m, \tau) = -\sum_{j>1}^l p_j \ln p_j \quad (3)$$

式中, H 为反馈的信号的排列处理; j 为各个元素在空间中的位置; p 为复合序列。

对排序处理后的信号进行归一, 归一计算公式为

$$H_p = \frac{H_p(m, \tau)}{\ln(m!)} \quad (4)$$

式中, H_p 的有效取值区间在0~1范围内, 可将 H_p 在完成计算后的大小作为评价或分析齿轮箱运行反馈序列信号的随机性与复杂程度, H_p 的取值越趋近于1, 说明反馈序列信号越复杂, 信号的随机性特点越显著; 反之, H_p 的取值越趋近于0, 说明反馈序列信号越简单。因此, 可参照上述方式进行信号的集中化处理, 实现齿轮箱序列信号的获取与多尺度排序处理。

基于支持向量回归的异常信号编码

引进支持向量回归技术, 进行异常信号的编码处理。当数据是二维线性可分割类别时, 根据处理后信号的空间维度, 找出一个能使两组样本间最远间隔的平面。在平面中进行参数的寻优, 为实现对其中异常信号的提取。最优超平面表示为 h , 对 h 进行描述为

$$h = w \cdot x + b \quad (5)$$

式中, h 为最优超平面; w 为分类间隔; b 为拓展维度。

设定最优超平面上存在两个支持向量, 表示为1与2, 按照下述公式进行支持向量的回归, 计算得到异常信号与数据正反两个方向之间的间隔。计算公式为

$$d = \frac{K}{\|K\|}(1-2) \quad (6)$$

式中, d 为两个支持向量在最优超平面上的间隔; K 为回归算法; 1与2表示最优超平面上的两个支持向量。

对空间中不同向量进行正向与反向的计算, 完成计算后, 将异常信号编码问题作为空间最优值求解问题, 通过求解初始群体的大小, 设定一个初始化数值, 表示为0, 根据计算得到的最优超平面间隔按照大小顺序进行异常信号编码。

故障特征提取与诊断

引进BP神经网络, 对信号进行深度分析, 通过此种方式, 实现对故障特征的提取。

明确当风力发电机组齿轮箱存在故障时, 某些节点的响应幅度会异常增大, 信号对应的频段将出现故障频段或失效频率。为更好地实现对故障的描述, 在现有工作中进行风力发电机组齿轮箱故障信息的提取, 通过对信号中携带能量的分析, 掌握故障信号的特征。过程为

$$E = \int |S_i|^2 dt \quad (7)$$

式中, E 为信号中携带能量; S 为故障频段或失效频率。

引进BP神经网络中的激活函数, 进行节点反馈信息的连接。在反馈信息与预设的风力发电机组齿轮箱运行条件之间建立连接, 进行运行状态的评估, 实现对风力发电机组齿轮箱在运行中的故障诊断。过程为

$$u = \sum_{i>1}^m \alpha_{ik} \beta_i \quad (8)$$

式中, u 为风力发电机组齿轮箱在运行中故障的诊断; α 为激活函数; β 为齿轮箱运行状态的评估结果。

按照上述方式, 实现对故障特征的提取与诊断, 完成基于支持向量回归的诊断方法设计。

对比实验

为实现将此方法在风力发电等相关工作领域内的推广应用, 下面以国内某地区大型风电企业作为试点单位, 通过设计对比实验的方式, 进行该方法的校验。为满足实验结果的真实性需求, 在开展相关研究前, 应先进行设备参数的分析, 相关内容见表1。

表1 齿轮箱设备的主要技术参数

序号	项目	技术参数
1	阀门规格	4Q34F-600
2	额定功率/kW	880
3	额定状态下的输入转速/(r/min)	28.6
4	额定状态下的输出转速/(r/min)	1725
5	型号规格	WQT-08
6	减速比	50 : 1
7	输入转矩	130
8	最大转矩/N·m	1.3×103

深入研究,发现此单位中的风力发电机组设备已经连续运行数年,尽管在此期间已经采取了多种措施进行机组设备的运行维护与定期检修管理,但经过设备运行反馈的信号,仍发现机组中的齿轮箱在运行中存在高频异常振动。使用本文设计的方法对机组齿轮箱进行运行中信号的提取。截取部分时段下多样本数据集成后形成的设备运行反馈信号,如图1所示。

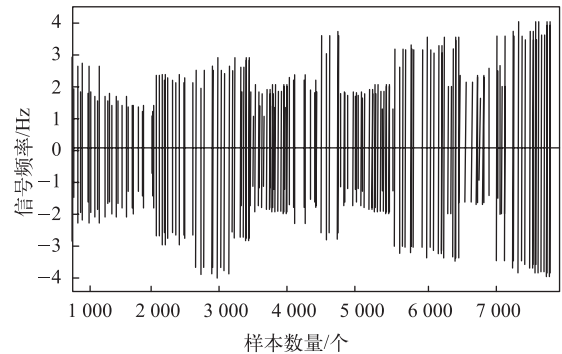


图1 多样本数据集成后形成的设备运行反馈信号

按照时序进行信号的多尺度排序,使用支持向量回归,对反馈的信号进行编码与去噪处理。将处理后的信号按照时序进行排列,绘制处理后信号波形图,如图2所示。

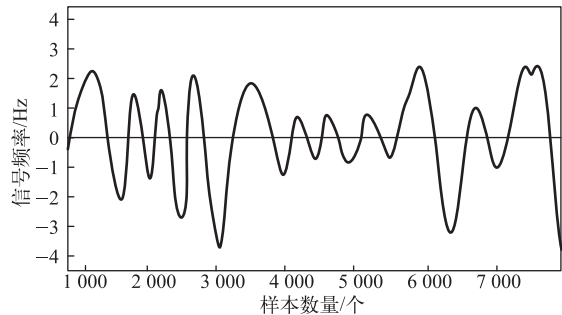


图2 齿轮箱运行反馈信号处理结果

从图2所示的实验结果可以看出,原始信号在经过支持向量回归处理后,噪声值完全消失,波形图中的毛刺、针状干扰显著性减少。由此可以证明本文设计的方法在实际应用中可以起到有效处理齿轮箱运行反馈信号中噪声的效果。

将传统的基于神经网络模型的齿轮箱故障诊断方法作为本次实验的对比方法,在使用此方法进行齿轮箱运行故障现象的诊断时,需要构建深度卷积神经网络模型,运用网格调参法对XGBoost算法进行参数调整,并对数据进行训练,实现基于神经网络模型的齿轮箱运行故障诊断。其中齿轮箱运行反馈的常态化信号如图3所示。

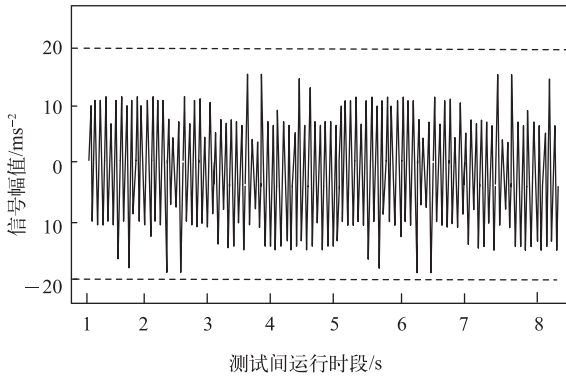


图3 齿轮箱运行反馈的常态化信号

根据图3可以看出,齿轮箱运行反馈的常态化信号的有效区间在 $-20 \sim 20 \text{ ms}^{-2}$ 范围内,当反馈信号超出 $-20 \sim 20 \text{ ms}^{-2}$ 区间时,说明设备此时存在故障。

在其常态化运行数据样本集合中,注入图1中采集的高频异常信号(注入时间为设备运行3 s与设备运行6 s),使用本文方法与传统方法对设备故障进行诊断。诊断结果如图4、图5所示。

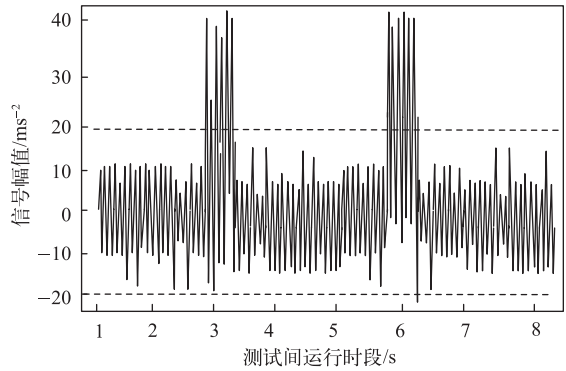


图4 本文方法故障诊断结果

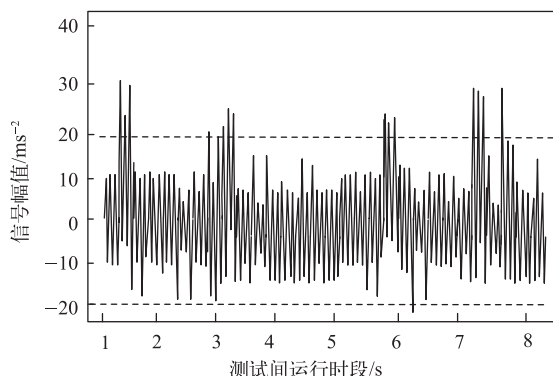


图5 传统方法故障诊断结果

由于注入的异常信号为高频信号,因此设计方法对于信号幅值的诊断结果也应当大于 20 ms^{-2} 。

从图4、图5所示的实验结果可以看出,传统方法识别到了3s与6s时刻存在高频异常信号,但同时在1~2 s、7~8 s时刻也识别到了高频异常信号,尽管此方法可实现对设备故障的诊断,但诊断结果与期望结果存在偏差,准确性较低。而本文设计的基于支持向量回归的诊断方法,精准识别到设备运行3 s与6 s时刻存在故障。诊断的结果与期望输出结果匹配度较高,说明本文设计方法对于齿轮箱故障的诊断更加精准,能够满足风力发电机组齿轮箱安全运行的需求。

结束语

本文通过齿轮箱序列信号的获取与多尺度排序处理、异常信号编码及故障特征提取与诊断,引进支持向量回归,设计一种机组齿轮箱设备的全新故障诊断方法。完成对此方法的设计后,与传统方法进行对比,通过实验证明,本文设计方法对于齿轮箱故障的诊断更加精准。但要实现将本文方法在电力市场等相关领域内进行推广,应根据电力产业的发展需求,进行本文方法的深化,并选择多个方法作为传统方法,设置多个对比指标,持续进行本文方法的完善与优化,实现对我国电力产业的发展给予技术支持。

(收稿日期: 2022-09-02)

参考文献

- [1] 杨锡运, 邓子琦, 康宁. 融合集合经验模态分解与宽度学习的齿轮箱故障预警方法[J]. 计算机集成制造系统, 2022, 28(6): 1835-1843.
- [2] 张荣涛, 陈志高, 李彬彬, 等. 基于深度卷积神经网络模型和XGBoost算法的齿轮箱故障诊断研究[J]. 机械强度, 2020, 42(5): 1059-1066.
- [3] 程旺, 郝如江, 段泽森, 等. 基于参数优化变分模态分解与支持向量机的齿轮箱故障诊断[J]. 科学技术与工程, 2022, 22(15): 6099-6105.
- [4] 陆凤清, 岳夏, 王亚东, 等. 基于A-VMD与CNN的行星齿轮箱智能故障诊断方法研究[J]. 机电工程技术, 2022, 51(7): 15-19.
- [5] 毕玉, 朱才朝, 谭建军, 等. 齿根裂纹对风电齿轮箱高速级动态特性影响分析及其故障模式识别[J]. 太阳能学报, 2022, 43(7): 284-292.
- [6] 毕浩程, 蒋章雷, 吴国新, 等. 基于SSA-VMD和1.5维包络谱的齿轮箱磨损故障诊断的研究[J]. 现代制造工程, 2022(5): 130-137, 160.
- [7] 彭丽君, 刘绪军. 基于MIC-(PSO-BP)-MWA-KDE的风电机组齿轮箱油温预警方法[J]. 电脑与信息技术, 2022, 30(3): 49-52.
- [8] 向玲, 朱浩伟, 丁显, 等. 基于CAE与BiLSTM结合的风电机组齿轮箱故障预警方法研究[J]. 动力工程学报, 2022, 42(6): 514-521.
- [9] 胡少梁, 李宏坤, 王朝阁, 等. 基于MEWT-ASCS的行星齿轮箱微弱故障特征提取[J]. 振动测试与诊断, 2022, 42(3): 474-482, 615.
- [10] 豆硕, 刘志明, 李强, 等. 基于台架仿真模型的高速列车齿轮箱轴承动载荷获取方法[J]. 交通运输工程学报, 2022, 22(2): 219-232.
- [11] 洪语蔚. 基于不确定性模态分析的风电场并网谐振研究[J]. 电气应用, 2022, 41(6): 23-32.

声 明

《电气时代》杂志唯一投稿渠道

登录电气时代官网www.eage.com.cn, 点击“我要投稿”

咨询电话: 010 - 68993981