

基于神经网络的海上离心泵智能预警诊断技术研究

秦小刚,于邦廷,贾津耀,王文祥,徐正海

(中海油研究总院有限责任公司,北京 100010)

摘要:海上石油的发展将推动智能油田建设,加快数字化能力提升。针对海洋石油的开采环境和机组特点,建立了海上离心泵的在线监测系统。设计基于神经网络技术的智能预警诊断算法模型,与海洋石油设备在线监测系统融合,搭建基于在线监测和神经网络的海洋石油关键机泵的智能诊断系统。通过实验测试和应用测试表明,该模型能够可靠地实现对海上离心泵故障的智能预警诊断。

关键词:海洋石油;在线监测;智能预警;智能诊断;神经网络

中图分类号:TP277 **文献标志码:**B **文章编号:**1671-5276(2022)01-0221-04

Research on Intelligent Early Warning and Diagnosis Technology of Offshore Centrifugal Pump Based on Neural Network

QIN Xiaogang, YU Bangting, JIA Jinyao, WANG Wenxiang, XU Zhenghai

(CNOOC Research Institute Co., Ltd., Beijing 100010, China)

Abstract: As offshore oil development is sure to promote the construction of intelligent oil fields and accelerate the improvement of digital capacity, the on-line monitoring monitoring system of key pumps has been established in line with the environment and unit characteristics of offshore oil. An intelligent early warning and diagnosis algorithm model based on neural network technology is designed, with which the online system of offshore oil equipment is integrated, and an intelligent diagnosis system of offshore oil key pump based on online monitoring and neural network is built. The experimental and application tests show that the intelligent algorithm model based on neural network can realize the intelligent early warning and diagnosis of pump with reliability.

Keywords: offshore oil; online monitoring; intelligent early warning; intelligent diagnosis; neural network

0 引言

随着工业互联网的快速发展,海洋石油的智能油田建设推进设备完整性管理及数字化服务能力的提升,对动设备开展智能化状态监测是其重要的组成部分。通过对设备状态监测,实现从事后维修变为状态维修和预知性维修转变,是减少海洋石油设备故障和降低设备维修费用的重要途径^[1]。目前的海洋石油平台拥有众多关键机泵,如注水泵、外输泵等。这都是油气生产过程中的关键机组,其安全可靠运行对于海上油气正常生产有着重要影响。因此,本文针对海洋石油关键机泵建立在线监测系统,并开展基于数学模型的智能预警技术研究。

动设备的绝大多数机械故障,都与关键支撑部件有着直接或间接的关系,因此将振动加速度传感器布置在海洋油田关键机泵的轴承座位置上。

表 1 某平台注水泵机组简要技术参数表

| 监测对象 | 参数或类别 | 参数值型号 |
|------|----------|------------------|
| 电机 | 型号 | 1LA1 500-2XZ80-Z |
| | 功率/kW | 565 |
| | 转速/r/min | 2 963 |
| 泵 | 型号 | 4X11 DAD-10 |
| | 驱动端轴承型号 | 7 311 |
| | 非驱动端型号 | 6 213 |

1 在线监测系统设计

海洋石油关键机泵多为电机-多级离心泵机组,某海洋石油平台注水泵技术参数如表 1 所示。基于振动频谱分析法的旋转机械设备故障诊断技术是旋转设备进行状态监测和故障诊断最常用、最有效的方法,已成为目前状态监测与诊断最为常用的一项专业技术手段^[2-4]。由于

为了更好地收集设备状态信息,除了用振动加速度传感器原始信号进行采集外,还将机组现场控制盘的参数通过 modbus 协议接入至在线监测系统,丰富状态信息。平台现场中控室或配电间安装现场级的服务器和数采器,对数据进行采集、存储、处理、压缩、通信,并通过海油内网办公网络传输至陆地远程诊断中心。海洋石油机泵在线监测系统概貌图如图 1 所示。

第一作者简介:秦小刚(1989—),男,山东菏泽人,工程师,硕士,研究方向为海上平台机械设备的选型。

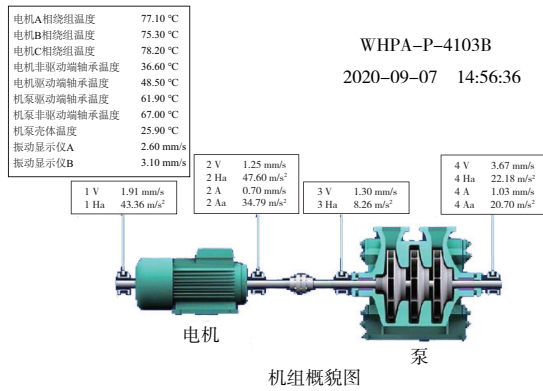


图1 机泵在线监测系统

2 智能预警诊断技术研究

目前,在设备状态监测智能化水平的提升上,基于神经网络的智能化诊断技术在故障诊断领域中的应用已取得较为可观的成果^[5-6]。基于人工神经网络的设备故障识别和知识规则模型的主体思路一致,知识规则模型是模仿诊断专家,而神经网络则是模仿人类大脑信息传递的方式。人工神经网络中心思想就是利用神经元实现线性函数的求解,层与层之间利用激励函数对线性解进行非线性化处理,并依据非线性化解模仿人类细胞的兴奋和抑制行为,实现信息的传递,并根据最终的信息输出得到结果。图2为四层人工神经网络。

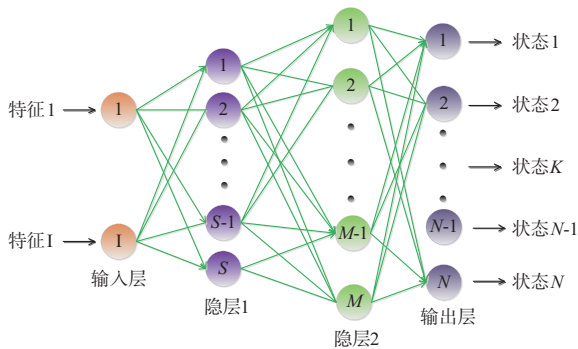


图2 神经网络示意图

式(1)、式(2)是层中计算的线性方式,而神经网络细胞的兴奋和抑制是非线性的,类似于细胞动作,神经网络对每一节点的输出,可以利用激励函数进行非线性化处理,非线性化后隐含层的输出可由式(3)计算。

$$\alpha_2 = \begin{bmatrix} a_{2-1} \\ a_{2-2} \\ \vdots \\ a_{2-M} \end{bmatrix} = w_2 X + b = \begin{bmatrix} w_{2-1-1}, w_{2-1-2}, \dots, w_{2-1-L} \\ w_{2-2-1}, w_{2-2-2}, \dots, w_{2-2-L} \\ \vdots \\ w_{2-M-1}, w_{2-M-2}, \dots, w_{2-M-L} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_L \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} b_{2-1} \\ b_{2-2} \\ \vdots \\ b_{2-M} \end{bmatrix} \times 1 \quad (1)$$

$$\alpha_2 = \begin{bmatrix} a_{2-1} \\ a_{2-2} \\ \vdots \\ a_{2-M} \end{bmatrix} = w_2 X + b = \begin{bmatrix} w_{2-1-1}, w_{2-1-2}, \dots, w_{2-1-L} \\ w_{2-2-1}, w_{2-2-2}, \dots, w_{2-2-L} \\ \vdots \\ w_{2-M-1}, w_{2-M-2}, \dots, w_{2-M-L} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_L \end{bmatrix} \quad (2)$$

$$a'_2 = f(\alpha_2) \quad (3)$$

其中 $f(\cdot)$ 为激励函数。

网络第三层为输出层,输出层中和隐含层运算唯一不同的是,不进行非线性化处理,最终结果直接代数相加,得出预测结果,其输入量为隐含层的输出量,见式(4)。

$$\hat{y} = \begin{bmatrix} y_{3-1} \\ y_{3-2} \\ \vdots \\ y_{3-N} \end{bmatrix} = w_3 X + b = \begin{bmatrix} w_{3-1-1}, w_{3-1-2}, \dots, w_{3-1-M}, w_{3-1-b} \\ w_{3-2-1}, w_{3-2-2}, \dots, w_{3-2-M}, w_{3-2-b} \\ \vdots \\ w_{3-N-1}, w_{3-N-2}, \dots, w_{3-N-M}, w_{3-N-b} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} a'_{2-1} \\ a'_{2-2} \\ \vdots \\ 1 \end{bmatrix} \quad (4)$$

BP神经网络输入数据的正向传递过程,权重系数信息反向传递更新网络权重系数,直至达到网络设定的预测精度。BP神经网络的目标是最小化实际值与预测值之间的误差,如式(5)所示。运用梯度下降算法调整权重系数,实现误差信息的反向传输。权重系数的更新可由式(6)计算得到。通过偏差对权重系数的导数,更新各层权重系数,权重系数传递如式(7)所示。

$$\text{Min}_w J(w) = \text{Min}_w \frac{1}{2} \sum_{i=0}^n (t_i - y_i)^2 = \text{Min}_w \frac{1}{2} \sum_{i=0}^n (t_i - f(w_i x_i))^2 \quad (5)$$

$$w'_i = w_i - \eta \cdot \Delta w_i = w_i - \eta \cdot \eta \cdot \delta_i \cdot x_i \quad (6)$$

$$\Delta w_i = \frac{\partial J(w)}{\partial w_i} = \frac{\partial J(w)}{\partial f(w_i x_i)} \cdot \frac{\partial f(w_i x_i)}{\partial w_i} = \frac{\partial \left[\frac{1}{2} \cdot \sum_{i=0}^n (t_i - f(w_i x_i))^2 \right]}{\partial f(w_i x_i)} \cdot \frac{\partial f(w_i x_i)}{\partial w_i} = -(t_i - f(w_i x_i)) \cdot \frac{\partial f(w_i x_i)}{\partial w_i} = -(t_i - f(w_i x_i)) \cdot f'(\cdot) \cdot x_i = \delta_i \cdot x_i \quad (7)$$

根据网络输出和理论标签,计算输出层的误差项。隐含层模仿人类思考方式,层数越多意味着考虑问题越全面。隐含层权重系数的更新,可以理解为思维的倒推,误差项是由下一层的误差项反向计算出来的,误差项的更新见式(8)。

$$\delta_i = w_{i+1} \cdot \delta_{i+1} \cdot f'_i(\cdot) \quad (8)$$

式中: δ_i 代表神经网络的第 i 层误差项; $f'_i(\cdot)$ 为第 i 层激励函数的导数; w_{i+1} 、 δ_i 分别代表第 i 层与第 $i+1$ 层的连接权重系数和第 $i+1$ 层误差项。因此求解隐含层权重时,式(8)变为式(9)。不同的激励函数求导结果不同,输出层激励函数为线性函数,其求导结果如式(10)所示,输出层的权重系数更新如式(11)所示。双曲正切激励函数能够形象地描述细胞间的兴奋和抑制动作,其求导结果如式(12)所示,隐含层的权重系数更新如式(13)所示。通过上述循环,实现神经网络模型权重系数的更新,从而使预

测值达到规定的误差限。式(12)、式(13)为输入层输出,即隐含层的输入。

$$\Delta w_i = \delta_i \cdot x_i = w_{i+1} \cdot \delta_{i+1} \cdot f'_i(\cdot) \cdot x_i \quad (9)$$

$$\frac{\partial f(w_3 a'_2)}{\partial w_3} = a'_2 \quad (10)$$

$$w'_3 = w_3 - \eta \cdot \Delta w_3 = w_3 - \eta \cdot \delta_3 \cdot a'_2 = w_3 + \eta \cdot (t_3 - f(w_3 a'_2)) \cdot a'_2 \quad (11)$$

$$\frac{\partial f(w_2 x)}{\partial w_2} = \frac{\partial \tan \text{sig}(w_2 x)}{\partial w_2 x} \cdot \frac{\partial w_2 x}{\partial w_2} = \frac{\partial \left(\frac{e^{w_2 x} - e^{-w_2 x}}{e^{w_2 x} + e^{-w_2 x}} \right)}{\partial w_2 x} \cdot \frac{\partial w_2 x}{\partial w_2} = \frac{4}{(e^{w_2 x} + e^{-w_2 x})^2} \cdot x \quad (12)$$

$$w'_2 = w_2 - \eta \cdot \Delta w_2 = w_2 - \eta \cdot \delta_2 \cdot x = w_2 + \eta \cdot w_3 \delta_3 \cdot \frac{4}{(e^{w_2 x} + e^{-w_2 x})^2} \cdot x \quad (13)$$

神经网络可通过线性计算,使非线性的激励函数非线性化处理转换为线性输出。根据实际输出和理想输出之间的误差,修改权重系数,从而达到分类和回归预测。因此可利用BP神经网络学习设备运行工况,实现工况识别,利用学习好的模型确定设备实时运行工况。

3 实验测试与应用

通过设计实验,采集双转子实验台转速,验证工况识别方法。实验台为双转子结构,转速数据由接近开关测取,试验台如图3所示。采集1#轴和2#轴转速数据,按照不同运行转速工况建立标签库,根据标签库自动为训练数据添加标签。表2所示为实验数据的设计转速,由于变频器控制误差,实测转速与给定转速存在一定偏差。

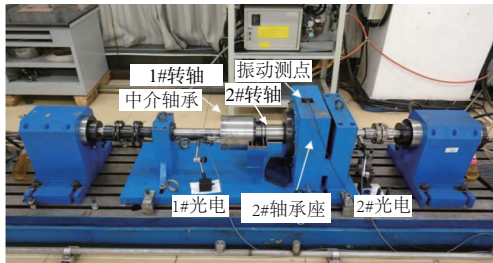
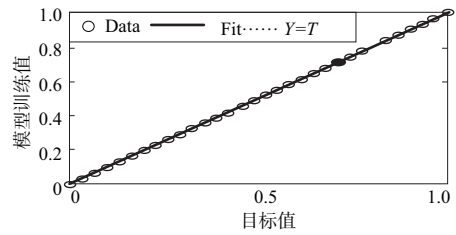


图3 试验台

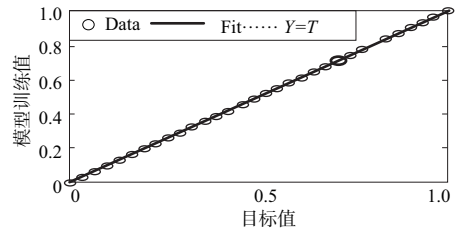
表2 实验数据的设计转速 单位:r/min

| | | | | | | | | | | | | |
|-------|-----|-----|-------|-----|-----|-------|-----|-----|-------|-----|-----|-------|
| 标签 | 1 | ... | 6 | 7 | ... | 12 | 13 | ... | 17 | 18 | ... | 31 |
| 1#轴转速 | 300 | ... | 1 800 | 0 | ... | 0 | 300 | ... | 300 | 600 | ... | 1 500 |
| 2#轴转速 | 0 | ... | 0 | 300 | ... | 1 800 | 600 | ... | 1 800 | 300 | ... | 1 800 |

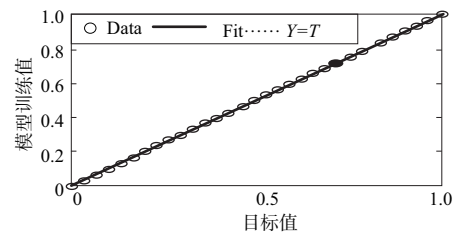
BP神经网络参数设置为一层输出层和两层隐含层。其中设置隐含层激励函数为tansig,输出激励为线性,迭代步数为500步。训练在160步时达到了设定的误差限,且误差保持平稳,梯度下降很慢。由图4可以看出,训练样本、交叉验证样本、测试样本以及整个样本的分类性能均达到最优。



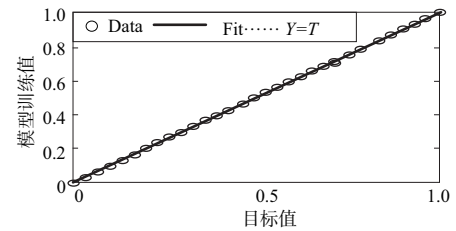
(a) 训练: R=0.999 99, 标签误差=4.8×10⁻⁷



(b) 交叉: R=0.999 99, 标签误差=1.9×10⁻⁵



(c) 测试: R=0.999 99, 标签误差=7.9×10⁻⁶



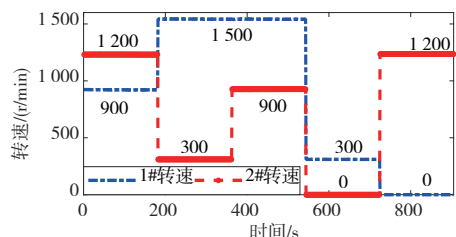
(d) 整体: R=0.999 99, 标签误差=1.2×10⁻⁶

图4 训练结果

选择任意实验工况,测试训练工况识别模型,表3所示为测试数据。图5(a)所示为测试数据变化趋势,对应的理论标签如表3所示,图5(b)所示为网络识别输出标签。由表3中各实验工况下最大识别误差,可以说明网络能够正确匹配实验工况。

表3 测试工况转速表

| | | | | | |
|---------------|-------|-------|-------|------|-------|
| 标签 | 25 | 28 | 30 | 1 | 10 |
| 1#轴转速/(r/min) | 900 | 1 500 | 1 500 | 300 | 0 |
| 2#轴转速/(r/min) | 1 200 | 300 | 900 | 0 | 1 200 |
| 最大预测误差/% | 10.00 | 1.00 | 4.00 | 0.62 | 2.10 |



(a) 测试转速数据

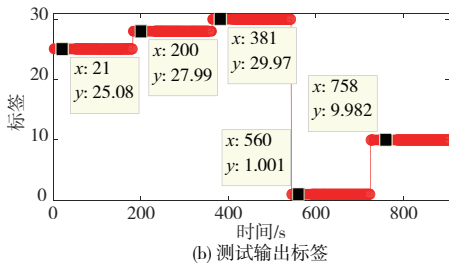


图5 网络测试输出标签

根据以上设计与实验测试,采用程序语言并将基于神经网络的智能预警诊断算法植入海洋石油机泵在线监测系统,开发出基于数学模型的海洋石油机泵智能诊断系统。通过实际应用测试,海洋石油机泵智能诊断系统能够实现对关键机泵的在线监测和及时智能预警诊断,达到设计要求。

4 结语

针对海洋石油机泵结构特点,应用监测技术,搭建出关键机泵在线监测系统,采用相对成熟的基于神经网络的

智能化预警诊断技术,设计智能预警诊断核心算法,与海洋石油设备在线监测系统融合,搭建基于在线监测和神经网络的海洋石油关键机泵智能诊断系统。现场应用表明,海洋石油关键机泵的智能诊断系统能够实现有效的智能预警诊断。

参考文献:

[1] 高金吉. 机泵群实时监测网络和故障诊断专家系统[J]. 中国工程科学, 2001, 3(9): 41-47, 85.

[2] 刘冰洁, 陈炳发, 丁力平. 基于卷积神经网络的微电机装配故障诊断研究[J]. 机械制造与自动化, 2021, 50(3): 171-174, 189.

[3] 姜宁, 刘维福. 振动测试技术在旋转设备故障诊断中的应用[J]. 煤炭科学技术, 2017, 45(S1): 161-163.

[4] 赵凌燕. 滚动轴承-转子系统的非线性动力学研究[D]. 西安: 西北工业大学, 2003.

[5] 杨兰柱, 刘文广. 改进的 CNN 网络在轴承故障诊断中的应用[J]. 机电工程技术, 2020, 49(8): 11-13.

[6] 吕楠, 姚平喜. 基于 BP 神经网络的滚动轴承故障诊断[J]. 煤矿机械, 2020, 41(8): 172-173.

收稿日期: 2021-11-09

(上接第 194 页)

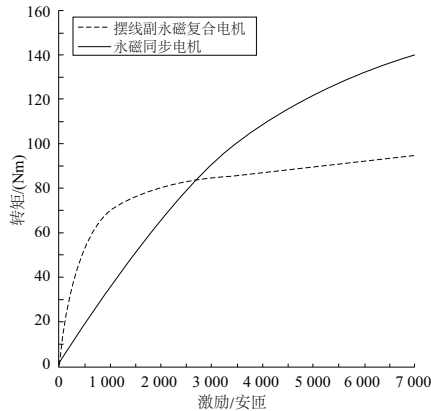


图8 摆线副永磁复合电机与永磁同步电机转矩对比

由于摆线轮运动为行星运动,转子的公转速度与自转速度之比为 8:1,在与同规格永磁同步电机进行比较时,摆线轮转子的公转速度与永磁同步电机的转子自转速度相同。因此摆线复合电机最终输出轴上的转速为永磁同步电机转速的 1/8;但是仿真得到的摆线轮转矩是转子中心绕定子中心公转所产生的转矩,由转子自转带动输出轴的转矩是摆线轮公转转矩的 8 倍。由于功率是由转矩和转速的乘积决定,因此最终摆线复合电机的输出功率和永磁同步电机的输出功率对比也如图 8 的趋势一样,在输入电流为 3.84 A 时,摆线复合电机的输出功率是表贴式永磁同步电机的 2.68 倍。

5 结语

本文所设计的新型摆线副结构永磁复合电机改变了传统电机定转子结构,转子绕着定子中心做行星运动,再通过两端为外花键的联接轴将偏心运动转换为同心运动输出到输出轴,从而将转子的动力传递出去。电机永磁体采用一字形内置式,经过仿真分析,电机切向电磁力密度最大值为径向电磁力密度最大值的 2.5 倍,增大了切向电磁力比例,从而提高电机的转矩和功率。由于定转子为摆线副结构,其自身也相当于一个减速器,因此电机可以在不外接减速器的情况下拥有 8:1 的减速比。

参考文献:

[1] 王东刚. 永磁同步电机高频振动与噪声研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2014: 23-24.

[2] 陈菲. 摆线液压马达啮合副应力分析及优化[D]. 太原: 太原科技大学, 2018: 31-33.

[3] HAYASHI I, IWATSUKI N, KAWAI M, et al. Development of piezoelectric cycloid motor [J]. IEE Colloquium on Robot Actuators, 1991(2): 1-3.

[4] JORGENSEN F T, ANDERSEN T O, RASMUSSEN P O. The cycloid permanent magnetic gear [J]. IEEE Transactions on Industry Applications, 2008, 44(6): 1659-1665.

[5] 葛研军, 张剑, 李佩聪, 等. 摆线磁齿轮复合电机设计与优化[J]. 微特电机, 2019, 47(4): 13-15, 20.

[6] 张建润, 伍健伟, 傅琪迪, 等. 高功率密度行星减速器设计的关键核心技术综述[J]. 机械制造与自动化, 2020, 49(4): 1-4.

[7] 闻邦椿. 机械设计手册[M]. 北京: 机械工业出版社, 2018.

收稿日期: 2020-12-22