

基于 MCS 和 AlexNet 的水润滑推力轴承故障检测*

柯 喆¹, 关博凯¹, 王子豪¹, 朱庆龙², 鲍晓华¹

(1. 合肥工业大学 电气与自动化工程学院, 安徽 合肥 230009;

2. 合肥恒大江海泵业有限公司, 安徽 合肥 231131)

摘 要: 水润滑推力轴承作为潜水电机的重要组成部件常由于工作环境恶劣、过载和冷热交替, 轴承结构磨损而进入异物。针对在潜水电机内拆装加速度传感器困难, 水阻尼污染振动信号采集等问题, 提出故障状态下潜水电机的数学模型, 对仿真得到电流信号进行时移降噪, 升维预处理, 基于 AlexNet 模型训练不同状态下电机电流信号 (MCS)。经验证, 模型能以较高的准确率快速识别故障信号, 具有较强的鲁棒性, 满足故障诊断预见性和实时性要求。

关键词: 潜水电机; 故障诊断; 卷积神经网络; 电流故障诊断

中图分类号: TM358 文献标志码: A 文章编号: 1673-6540(2022)11-0034-06

doi: 10.12177/emca.2022.124

MCS and AlexNet Based Fault Diagnosis of Water-Lubricated Thrust Bearing*

KE Zhe¹, GUAN Bokai¹, WANG Zihao¹, ZHU Qinglong², BAO Xiaohua¹

(1. School of Electrical Engineering and Automation, Hefei University of Technology, Hefei 230009, China;

2. Hefei Hengda Jianghai Pump Industry Co., Ltd., Hefei 231131, China)

Abstract: The water-lubricated thrust bearing works as an important component in the submersible motor. The water-lubricated thrust bearing is often damaged by a poor working environment, overload, and alternating heat and cold resulting in failure of the sealing structure. The disassembling and assembling the acceleration sensor in the submersible motor is difficult and the acquisition of vibration signals is influenced by water damping pollution. To solve these problems, a mathematical model of the submersible motor under fault conditions is proposed, and the current signal is obtained by simulation. Based on the AlexNet model, the motor current signal (MCS) in different states is trained. The simulation results verify that the model can quickly identify fault signals with high accuracy, has strong robustness, and meets the requirements of predictability and real-time performance of fault diagnosis.

Key words: submersible motor; fault diagnosis; convolutional neural network (CNN); current fault diagnosis

0 引 言

大型潜水电机常作为抢险救灾排水设备广泛

应用于地底矿山抽水、洪水抢险及城市污水系统堵塞等场景^[1]。大型潜水电机工作环境恶劣, 且常因过载、气泡及热胀冷缩等原因, 导致轴承磨

收稿日期: 2019-09-18; 收到修改稿日期: 2019-10-17

* 基金项目: 国家自然科学基金项目(51977055); 安徽省科技重大专项项目(18030901036, 201903a05020042)

作者简介: 柯 喆(1996—), 男, 硕士研究生, 研究方向为潜水电机轴承故障诊断等。

鲍晓华(1972—), 男, 博士, 教授, 研究方向为电机设计理论和技术等。

损。因此,异物容易进入轴承中,特别是立式潜水电机中的水润滑推力轴承,异物划损轴承盘表面使应力发生改变会使水润滑推力轴承迅速进入故障状态导致转矩不平稳、噪声大,严重时甚至导致定子绕组烧毁^[2],严重影响了抢险救灾效率及民众生命安全。目前,轴承故障诊断领域多采用振动信号对故障信号进行分析,具体的方法是在水泵机体不同位置安装加速度传感器,通过对采集的振动信号进行分析,这种方法具有理论和实践基础,无论是传统的小波分析、包络谱分析和经验分解等传统信号分析处理的方法或者是新兴的机器学习等提取信号特征值进行判断的方法^[3-5],常能较为容易地寻找到故障信号并进行诊断。然而分析振动信号所需的加速度传感器及配套系统常常较为昂贵,考虑到潜水电机常在深水区域工作,拆装加速度传感器成本巨大,且水阻尼会产生大量噪声淹没故障信号,业界急需一种便捷且行之有效的对轴承故障进行诊断。

在机械结构的视角中,轴承故障会导致原本与电机定子同心旋转的转子在轴承滚珠经过故障点时发生偏移。从电磁的视角来看,这种转子物理上的偏移会导致气隙分布不均匀而引起电机的电流变化。因此,使用电机电流信号(MCS)对故障进行检测具有坚实的理论基础。在文献[6]中,提出了使用 MCS 对电机状态进行分析的方法,同时提出了不同轴承在不同损坏情况下的故障频率计算公式。然而在实际应用中,故障信号与基频信号间存在低信噪比的特征,且轴承故障所引起的冲击性信号常被主波谐波、开槽谐波、饱和谐波以及环境噪声等掩盖,导致传统的分析方法难以锁定频域中的故障频率。随着计算机硬件的发展及机器学习、深度学习等算法模型的更新迭代,提取信号特征参数训练预测模型实现对健康信号和故障信号分类的方法被大量提出^[7-9]。然而此类方法还是基于振动信号进行故障诊断,且研究对象均不是潜水电机故障。

目前,对潜水电机进行系统化的状态检测报道较少,因此潜水电机的故障信号,特别是采用了水润滑推力轴承的立式潜水电机电流故障信号获取较为困难。本文通过分析水润滑推力轴承的故障机理提出了一种能有效仿真该轴承故障的数字模型并得到不同工作状态下电机的健康和故障电

流信号^[10],并分别在健康电流信号和故障电流信号中加入随机正态分布信号模拟环境噪声。经过时移的方法消除基波及其三倍数次谐波分量加大信噪比,突出噪声信号。随后通过一系列预处理方式将电流信号转化为二维的图片,并经过 AlexNet 模型的训练最终得到分类模型。最后,通过测试集进行验证,准确率符合预期。

1 推力轴承故障电流分析

实际故障推力轴承如图 1 所示,当异物进入轴承内部时,将破坏推力瓦体表面并产生划痕,造成持续但轻微的转矩波动;当异物经过沟槽时,由于运动幅度较大,将会产生较为明显的冲击性转矩波动。两种转矩波动将改变气隙磁密的分布,并最终产生相应性质的电流扰动。

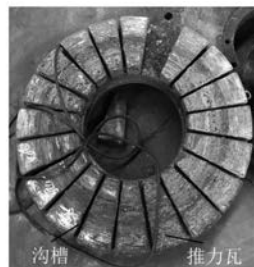


图 1 故障推力轴承

1.1 水润滑推力轴承单点故障模型

本文基于文献[10]中的单点轴承故障模型提出了一种推力轴承单点故障的数字模型,此处的单点故障与常规的滚珠轴承定义的单点故障略有不同,常规滚珠轴承单点故障指轴承内圈道、外圈道或滚珠上任意一处损坏,而推力轴承单点故障指进入异物随盘体旋转而旋转。此模型使用固体导磁材料代替气隙中的空气,用改变磁导率的方法将故障扰动引起的气隙长度不均匀的物理特性转化为了可以在仿真软件中实现的电磁特性。气隙磁动势的方程为

$$F_{\delta 0} = \frac{K_{\delta} \delta B_{\delta}}{\mu_0} \quad (1)$$

式中: $F_{\delta 0}$ 为气隙磁动势; K_{δ} 为开槽系数; δ 为气隙长度; B_{δ} 为最大气隙磁密; μ_0 为真空磁导率。

由式(1)可得,当模型其他参数不发生改变时,气隙长度与磁导率成正比。

本文中采用的仿真模型参数如表 1 所示。

表 1 模型基本参数

参数名称	参数值
功率/kW	55
线电压/V	380
频率/Hz	50
极数	4
定子外部、内部直径/mm	400、225
转子内部直径/mm	85
气隙长度/mm	1
铁心长度/mm	180

仿真模型如图 2 所示,图 2(a)为模型简图,其中气隙磁密部分被分为了若干个区域,深色区域代表了沟槽部分,浅色区域代表推力瓦部分。使用固体磁导可变的导磁材料对这些区域进行填充,本文简化了仿真模型,设定在一个旋转周期内的任一时刻,只有沿轴中线的对应 2 个区域的磁导率发生改变,其余区域的相对磁导率均为 1。值得注意的是,图 2(b)所示的用于有限元分析的仿真模型中的转子和导磁材料间填充了一层极其稀薄的空气,这层空气的作用是避免固体导磁材料和转子部分的摩擦。

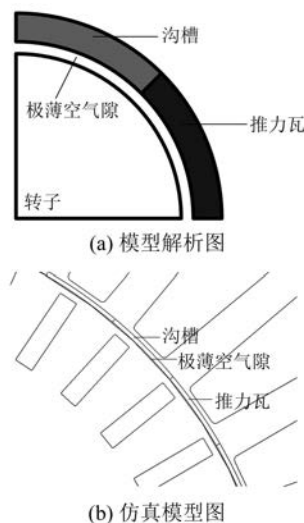


图 2 模型解析图与仿真图

1.2 电流信号构建及降噪

实际采集的故障电流信号主要包含基波及其三倍数谐波,类正态分布的环境噪声和轴承故障信号三个分量^[11]。在此,需要先定义信号的概念,本文中“信号”指与轴承故障相关的信号,即轴承故障信号;“噪声”指除故障信号外其余的所有信号分量,例如基波分量。因此,信噪比的方程为

$$r = \frac{S_f}{S_s} \quad (2)$$

式中: r 为信噪比; S_f 为与故障有关的信号; S_s 为与故障无关的信号。

通常,轴承故障信号视为周期冲击信号,滚珠轴承的信号频率根据轴承尺寸、滚珠数目、偏斜角度等参数有相应计算公式^[6]。然而关于止推轴承的故障频率计算式研究仍有不足,本文通过深度学习的方式研究信号在时域上的表现,并不需要相应的故障频率计算公式,但要尽可能地提升信噪比,而时移是一种较好的增强信噪比的方式。

将轴承故障视为冲击性负载,则负载转矩可视为

$$T_L(t) = T_{L0} + N(t) + T_B(t) = T_{L0} + N(t) + \sum_{n=-\infty}^{\infty} \left[A \cdot \delta\left(t - \frac{n}{f_c}\right) \right] \quad (3)$$

式中: T_{L0} 为低频负载; $N(t)$ 为呈高斯分布背景噪声分量; T_B 为幅值为 A 的冲击故障负载; f_c 为故障频率。

将冲击故障负载展开为傅里叶级数:

$$T_B(t) = A \sum_{n=-\infty}^{\infty} \left[\delta\left(t - \frac{n}{f_c}\right) \right] = 2Af_c \sum_{n=1}^{\infty} \cos(2\pi f_c t) + Af_c \quad (4)$$

考虑到式(4)、式(3)可写为

$$T_L(t) = T_{L0} + Af_c + T_{mb} \sum_{n=1}^{\infty} \cos(n\omega_c t) + N(t) = T'_{L0} + T_{mb} \sum_{n=1}^{\infty} \cos(n\omega_c t) + N(t) \quad (5)$$

式中: ω_c 为故障角速度; T_{mb} 为故障引起的转矩脉动常量。

文献[6]中提出了转矩脉动和电流调制信号之间的系数是一个阻尼系数,因此故障电流信号可以表示为

$$i_F(t) = i_H(t) \left[1 + \sum_{n=1}^{\infty} \beta_n \cos(n\omega_c t) \right] = I_m \cos(\omega_s t) \cdot \left[1 + \sum_{n=1}^{\infty} \beta_n \cos(n\omega_c t) \right] \quad (6)$$

式中: $i_H(t)$ 为健康状态的电流信号; β_n 为阻尼系数,随 n 的增加而衰减; ω_s 为供电角速度。

式(6)可进一步改写为

$$i_F(t) = I_m \cos(\omega_s t) +$$

$$\frac{I_m}{2} \sum_{n=1}^{\infty} \beta_n \{ \cos[(\omega_s - n\omega_c)t] + \cos[(\omega_s + n\omega_c)t] \} \quad (7)$$

时移可以大幅度削减主波,其原理图如图3所示,噪声中最大的成分是基波及其谐波,通过将采集信号在时域上延时半个周期,从而使近似正弦信号的部分大量抵消,可以在保留信号特征的同时大量降低噪声分量。

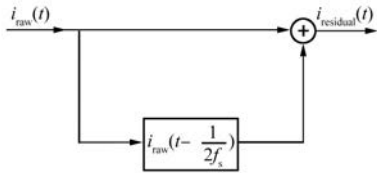


图3 时移原理图

在应用时移的方法后,混合时移信号可以表示为

$$i_{\text{mixed}}(t) = I_m \cos(\omega_s t) + I_m \cos\left[\omega_s \left(t - \frac{1}{2f_s}\right)\right] + i_{\text{res}}(t) + i_{\text{res}}\left(t - \frac{1}{2f_s}\right) = i_{\text{res}}(t) + i_{\text{res}}\left(t - \frac{1}{2f_s}\right) \quad (8)$$

式中: i_{mixed} 为混合后的时移信号; i_{res} 为残余信号; f_s 为供电频率。

在时移后,理论上电流的主波被抵消,而故障信号由于与主波信号不同频率,故未抵消。

如图4所示,图4(a)中的信号为加入随机正态分布噪声后的原始故障电流信号及其频谱,此处添加的背景噪声既模拟了真实环境下的背景,又能避免后续训练的模型过拟合,加强了模型整体的鲁棒性;图4(b)中的信号为时移后的信号及其频谱,可以明显地看见时移大大降低噪声分量,提高了信噪比。

2 信号 1D-2D 预处理

目前,较为出色的深度学习模型往往被应用于计算机视觉领域,即为图像分类、分割和目标识别所设计。模型的输入有统一标准,均为3通道,尺寸为224×224的RGB图片,针对灰度图进行分析时,标准为1通道,尺寸不变。因此,本文对仿真所得的电流信号进行预处理,通过采样窗口对原信号分段,并对每段子信号进行重构,使一维的

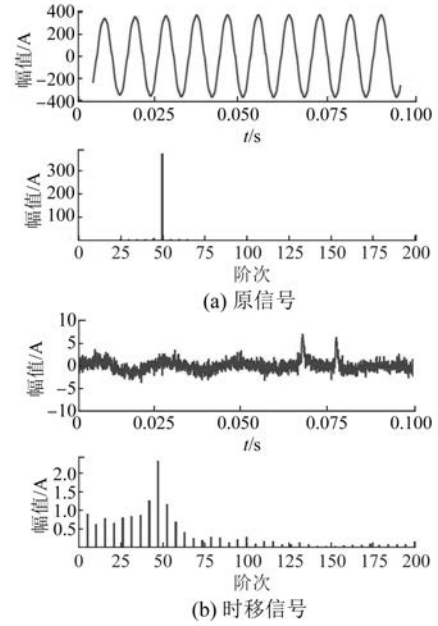


图4 原信号与时移信号时频对比

电流信号转化为二维灰度图像,以便导入模型中进行分析。

本文中电流信号的采样频率为20 kHz,采样时间为8 s,潜水电机转速为1 465 r/min,设定每转的时间间隔0.02 s为一个故障周期,可得每个故障周期包含了400个采样点,因为采样窗口大小需为 $n \times n$,以便随后重构,所以采用的采样窗口取4个故障周期,即1 600个采样点大小。

现将一个子信号按时间序列构成的矩阵表示如下:

$$\bar{X} = [x_1 \quad x_2 \quad \cdots \quad x_{nn}] \quad (9)$$

将此序列按升序重构为方阵:

$$\bar{X} = \begin{bmatrix} x_{11} & x_{12} & \cdots & x_{1n} \\ x_{21} & x_{22} & \cdots & x_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{n1} & x_{n2} & \cdots & x_{nn} \end{bmatrix} \quad (10)$$

实际与仿真所采集的电流信号可近似视为离散的正弦波形,即采样点的幅值介于区间 $[-I_{\max}, I_{\max}]$ 。灰度图亮度为介于 $[0, 255]$ 的像素点,若将每个采样点视为灰度图的一个像素,则需要将电流幅值转化为亮度幅值。考虑到神经网络均是基于梯度下降的方法优化代价函数,为使代价函数的梯度足够大且具有足够的预测性,本文采用了Sigmoid函数将电流幅值映射为亮度值,其函

数表达式为

$$S(x)=\frac{1}{1+e^{-x}}\tag{11}$$

归一化处理后,与电流幅值相比,其各亮度值之间存在更大的梯度。

将子信号方阵转化为尺寸为 $n\times n$ 的灰度并重构尺寸为 224×224 ,方便后续神经网络处理,如图 5 所示,其中故障部分为明显的水平白色横条,对应了故障信号所在的波峰位置。

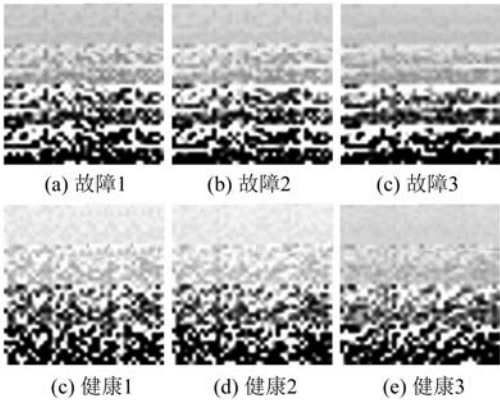


图 5 原信号与时移信号三维可视化图片对比

3 基于 AlexNet 的推力轴承故障诊断方法

通常来讲,数据集的大小和维度决定了学者选择神经网络模型的倾向,使用同样的训练集,较深的神经网络往往可以实现更高的准确率。然而训练较深的神经网络耗时也更多,考虑到轴承故障诊断的实时性,本文基于 AlexNet 卷积神经网络(CNN)模型提出了一种通过 MCS 诊断推力轴承故障的方法^[12]。

3.1 AlexNet 模型

AlexNet 作为一种经典的 CNN,与 CNN 网络因采用了 ReLu 不饱和激活函数和 Dropout 正则化策略相比,显著降低了模型的过拟合的同时加快了训练速度^[12]。原 AlexNet 模型受限于当时硬件条件采用了双图形处理器(GPU)并行训练的方式,因此存在 2 个完全相同的神经网络结构,本文采用单个网络结构对故障信号进行分析。如图 6 所示,输入为 $1\times 224\times 224$ 的灰度图像,经过多个卷积核的处理后展平进入线性连接层最终得到 n 个代表归属各类概率的输出。

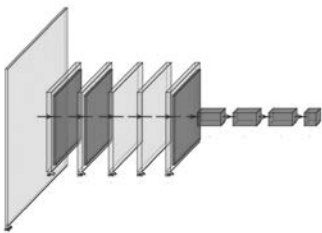


图 6 AlexNet 网络结构

各卷积层、池化层、连接层的参数如表 2 所示。

表 2 AlexNet 结构

层	核尺寸	核数量
卷积层 1	11×11	48
池化层 1	3×3	48
卷积层 2	5×5	128
池化层 2	3×3	128
卷积层 3	3×3	192
卷积层 4	3×3	192
卷积层 5	3×3	128
池化层 3	3×3	128
连接层 1	Input: 4 608	Output: 2 048
连接层 2	Input: 2 048	Output: 2 048
连接层 3	Input: 2 048	Output: 2

3.2 诊断试验过程

试验流程如图 7 所示,具体步骤如下:

- (1) 输入信号并加入正态分布的背景噪声。此处的正态分布函数由基于 Python 平台的标准正态分布函数生成,幅值参数设置为 0.3。
- (2) 时移。
- (3) 将信号按照设计大小的窗口分段取样,窗口大小为 1 600 个采样点,即为 0.08 s,随后将采样窗口得到的信号重构为方阵。
- (4) 使用 Sigmoid 函数处理方阵。
- (5) 将方阵转化为灰度图。
- (6) 分割数据集为训练集和测试集,其中 80% 被划分为训练集,20% 被划分入测试集,输入到 AlexNet 网络中开始训练。
- (7) 反复训练后输出预测模型。

3.3 试验结果及分析

本次试验生成了 8 000 个样本,其中 80% 用于训练集训练,20% 作为测试集。训练轮数为 40 轮,每轮训练 2 000 次,每一轮输出一个预测模

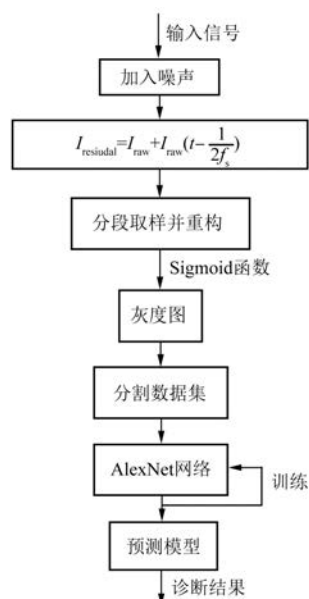


图7 诊断流程图

型,并用测试集进行检测,输出整体损失和模型准确率。训练完成后保留准确率最高的模型,试验结果如图8所示,其中再训练轮数为28次时,模型达到最大准确率99.87%。在30轮后,模型准确率基本稳定。

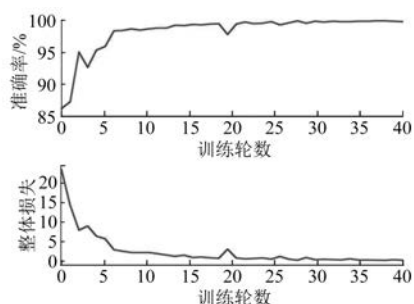


图8 试验结果

4 结 语

本文基于水润滑推力轴承实际故障机理,提出了一种可用于有限元仿真的故障推力轴承数学模型。在仿真得到的故障电流信号中加入随机正态分布的背景噪声信号模拟实际故障信号。针对故障信号混淆在基波及其谐波分量中难以观察的问题,应用了时移的处理方法,将信号延迟半个周期后与原信号相加从而使基波及其谐波分量大大减少,增强了信噪比。随后,为实现智能识别的目的,将一维的电流信号通过一系列预

处理转化为深度学习可以训练的二维灰度图,通过较浅的 AlexNet 模型对健康信号和故障信号进行训练得到预测模型,结果表明,所得的预测模型准确率为 99.87%,较好地实现了预期目标,为基于电流信号的水润滑推力轴承单点故障检测提供了新的思路。

【参考文献】

- [1] 张显亮. 潜水电机常用密封结构剖析[J]. 电机技术, 2005(4): 51.
- [2] LIANG X. Temperature estimation and vibration monitoring for induction motors and the potential application in electrical submersible motors [J]. Canadian Journal of Electrical and Computer Engineering, 2019, 42(3): 148.
- [3] WANG Z, ZHANG Q, XIONG J, et al. Fault diagnosis of a rolling bearing using wavelet packet denoising and random forests [J]. IEEE Sensors Journal, 2017, 17: 5581.
- [4] KANG M, KIM J, WILLS L M, et al. Time-varying and multiresolution envelope analysis and discriminative feature analysis for bearing fault diagnosis [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2015, 62(12): 7749.
- [5] 唐贵基, 王晓龙. 自适应最大相关峭度解卷积方法及其在轴承早期故障诊断中的应用[J]. 中国电机工程学报, 2015, 35(6): 1436.
- [6] IMMOVILLI F, BELLINI A, RUBINI R, et al. Diagnosis of bearing faults of induction machines by vibration or current signals: a critical comparison [J]. IEEE Transactions on Industry Applications, 2010, 46(4): 1350.
- [7] PAN H, HE X, TANG S, et al. An improved bearing fault diagnosis method using one-dimensional CNN and LSTM [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2018, 64: 443.
- [8] CHEN X, ZHANG B, GAO D. Bearing fault diagnosis base on multi-scale CNN and LSTM model [J]. Journal of Intelligent Manufacturing, 2021, 32(4): 971.
- [9] EREN L, INCE T, KIRANYAZ S. A generic intelligent bearing fault diagnosis system using compact adaptive 1D CNN classifier [J]. Journal of Signal Processing Systems, 2019, 91(2): 179.

(下转第 84 页)