

基于工作电流分析的回转副摩擦状态识别实验研究

姜乃铭^{1,2}, 李国富^{1,2*}, 张玉童^{1,2}

(1. 宁波大学 机械工程与力学学院, 浙江 宁波 315211;

2. 宁波大学 先进储能技术与装备研究院, 浙江 宁波 315211)

摘要: 回转副摩擦状态的变化对机械设备的运行有着重要影响. 针对回转副摩擦状态的识别问题, 设计了以回转副工作电流为摩擦特征来源的实验方案. 通过采集摩擦过程的回转副驱动电机工作电流信号, 分析实验信号的频域和时频域特征, 建立工作电流的摩擦特征库, 用于训练多分类支持向量机分类器, 并在分类器上完成摩擦状态的识别. 实验结果表明, 经特征提取与降维处理后建立的多分类支持向量机分类器具有近 90% 的识别正确率, 所提出的实验方案有利于实现远距离信号的采集, 适用实际生产加工.

关键词: 回转副; 电机电流信号; 粒子群算法; 支持向量机

中图分类号: TH133

文献标志码: A

文章编号: 1001-5132 (2020) 04-0030-05

旋转机械是应用广泛的一种机械, 在各行各业里有着重要应用. 回转副作为旋转机械的重要组成部分, 一旦失效会影响设备的正常运转, 甚至诱发安全事故^[1]. 回转副与轴之间的摩擦会持续消耗润滑油, 一旦发生润滑不良, 会导致回转副提早进入干摩擦状态而失效.

国内外关于摩擦改善的研究主要包括摩擦表面织构的建立、润滑油改善及摩擦监控等. 马晨波等^[2]在销-盘式摩擦副上建立不同密度的织构以改善其摩擦性能. 张志梅等^[3]将硼酸铜颗粒加入润滑油中生成表面保护膜改善摩擦性能. Klačić 等^[4]采集刀具工作的振动信号, 利用频域分析方法监控刀具的摩擦磨损, 以及时采取润滑措施改善刀具摩擦性能. 摩擦监控是实施方便且长期有效的方法. 传统的监测方法包括振动信号监测法、声发射信号监测法和光学监测法等^[5-7]. 虽然这些方法的研究成果众多, 但是仍存在传感器内嵌机器设备抗干扰性差, 不利于实际生产加工等问题^[8]. 鉴于上述方法存在的问题, 因此使用工作电流法提取回转副摩擦特征. 工作电流中包含了机械设备丰富的加工信息, 并且可以从较远的地方安装传感器, 实

现远距离监测, 抗干扰能力强^[9]. 国内外使用工作电流信号监测电动机驱动外部设备的研究已有很多, 如 Li 等^[10]采用时移法处理电机电流信号, 将处理过的电流信号送入深度神经网络进行训练, 以识别几种行星齿轮故障, 该方法无需专家诊断, 减少了对先验知识的依赖, 但是神经网络的构建较为费时; Patra 等^[11]研究了钻头磨损和切削因素对主轴电机电流的影响, 对比了不同神经网络架构的性能, 选择了最优模型来预测钻头磨损; Zhen 等^[12]基于所采集的电机电流信号, 通过一种动态时间规划的时域分析方法来诊断压缩机故障, 该方法可以抑制电源基频信号干扰, 突出故障频率信号; 这些研究大多是分析外部设备的故障问题. 有研究表明^[13-14], 电机电流信号与回转副摩擦状态存在关联性, 但目前这些研究尚处于起步阶段. 摩擦与故障本质上都是负载的波动, 但是摩擦与故障不同, 摩擦的特征信号具有波动性, 并且存在持续变化的特性.

本文通过对回转副摩擦过程的实验装置工作电流信号的分析, 研究了利用回转副驱动电机工作电流包含的摩擦特征, 并结合多分类支持向量

收稿日期: 2020-04-21.

宁波大学学报(理工版)网址: <http://journal.g.nbu.edu.cn/>

基金项目: 国家自然科学基金(51705263).

第一作者: 姜乃铭(1995-), 男, 辽宁沈阳人, 在读硕士研究生, 主要研究方向: 信号处理与故障诊断. E-mail: jnm95@outlook.com

*通信作者: 李国富(1966-), 男, 浙江温岭人, 教授, 主要研究方向: 机电测控、制造系统工程. E-mail: liguofu@nbu.edu.cn

机分类器确定其摩擦状态。

1 实验方案

1.1 基于工作电流的摩擦状态分析方法

在回转副持续工作时, 回转副与轴之间的摩擦磨损逐渐增多, 这种摩擦磨损将导致电动机负载波动, 电动机为了平衡负载波动变化, 会产生额外的电磁转矩, 而额外的电磁转矩又会引起电流信号的调制。由于回转副摩擦波动较小, 调制信号的频率与幅值较小, 摩擦引起的调制信号与原始信号在频域上相近或重合。为了有效提取摩擦特征信息, 首先使用快速傅里叶变换分析原始信号的频域信息, 在确定频域中主要频率分量的波动范围后, 再使用变分模态分解法(Variational Mode Decomposition, VMD)分解原始信号, 去除噪声及无关信号, 保留包含摩擦波动的频率段信号, 进而提取时频域特征量。同时, 提取频域特征作为辅助识别。由于提取的特征量之间可能存在变化趋势相似而造成识别准确度低的问题, 因而使用主成分分析法对上述特征进行降维处理。依据第1特征的变化趋势, 将降维后的所有特征样本贴上摩擦状态类别标签, 送入适合小样本学习的多分类支持向量机中, 多分类支持向量机的惩罚因子和核函数参数由粒子群优化算法优化, 整个分析流程如图1所示。

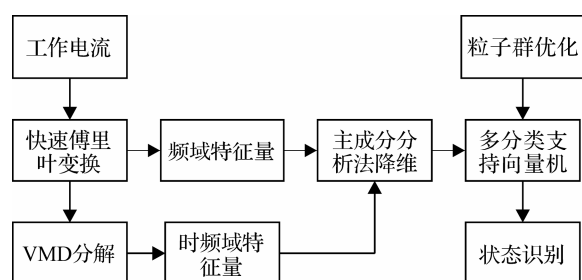


图1 电机定子电流信号分析流程

1.2 实验信号采集

回转副工作电流信号采集过程如图2所示。从图2可知, 电动机作为驱动元件通过弹性联轴器与回转副连接, 由霍尔传感器、数据储存示波器以及其他辅助器件组成电流信号采样单元, 采集电机工作电流信号, 并存储于数据储存示波器中, 采样频率为 10 000 Hz, 采样周期为 2 min, 采样全过程时间约 300 min, 电机转速为 $1\,500\text{ r}\cdot\text{min}^{-1}$ 。回转副

开始运动时为刚加润滑剂状态, 此后运动过程不再添加润滑剂。

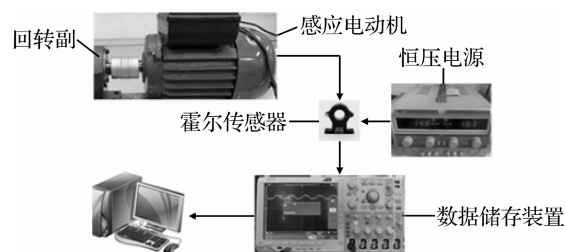


图2 采集装置示意图

2 实验信号处理与分析

2.1 摩擦特征提取

提取工作电流信号的时频域和频域特征, 经归一化和降维处理后建立训练样本库。图3为一次采样 10 000 个点的工作电流波形。使用快速傅里叶变换分析信号, 得到工作电流的频谱如图4所示。从图4可看出, 工作电流的主要频率在中低频分布, 而摩擦产生的调制信号与工作电流的主要频率成分相近。在此使用变分模态分解法分离信号中的中低频信号, 以更有效地提取摩擦特征。

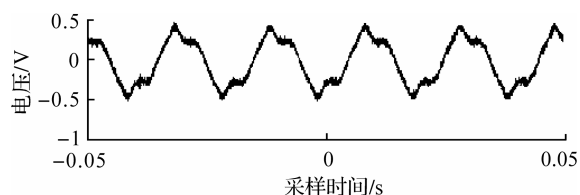


图3 原始信号波形

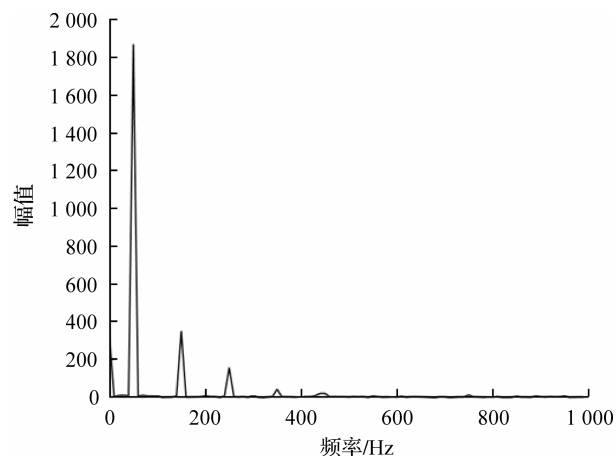


图4 信号频谱

在使用变分模态分解法分解信号时, 需要确定的参数包括适度带宽限制 α 、二次惩罚因子 τ 、分解层数 k 、中心频率设置 init , 其中 τ 、 init

分别设置为 1 和 2, 即去除高斯背景噪声和自适应于信号分解, α 值取采样频率值. 分解目的是为了分离出中低频信号, 中低频信号又包含了原始信号的主要频率成分, 因此选择较低分解层数即可满足分解条件, 经实验研究分解层数定为 5. 原始信号及其分解后各本征模态函数(Intrinsic Mode Function, IMF)的波形如图 5 所示, 其中 IMF1 与原始信号的波形相似, 说明原始信号的基本频率成分得到了保留, 并且噪声与干扰信号明显减少. 因此, 将 IMF1 作为保留摩擦特征信号.

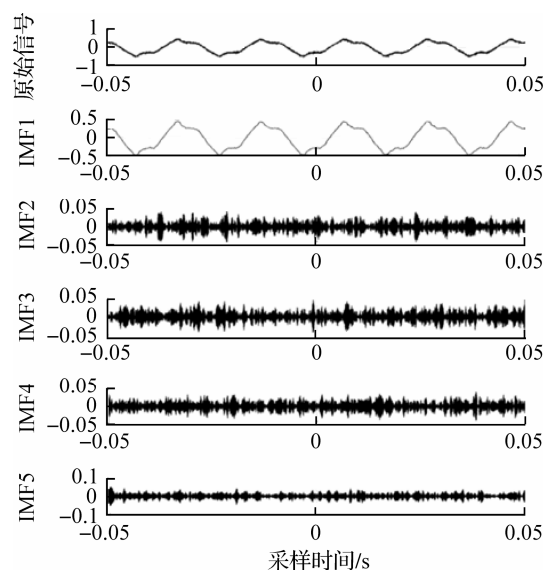


图 5 原始信号及各 IMF 波形

计算 IMF1 的峭度因子、均方根值、裕度因子和平均值特征量作为时频域摩擦特征量. 均方根值反映信号整体总能量的大小, 峭度因子反映信号的平缓程度, 平均值反映信号幅值及峰值的联合变化, 裕度因子常用于分析机械设备的摩擦磨损情况. 在一个完整的回转副摩擦润滑时间内, 各个采集信号 IMF1 的 4 种特征量见表 1.

同时提取频域特征值作为辅助识别特征, 计算频域能量值和 AR 功率谱密度估计值表征频域的能量变化, 计算频谱的重心频率表征频谱重心的偏移. 在一个完整的回转副摩擦润滑时间内, 各个采集信号的 3 种特征量见表 2.

共提取 7 维特征, 分别是时频域的峭度因子、均方根值、裕度因子和平均值, 以及频域的重心频率、频域能量值和功率谱密度. 部分特征量之间存在变化趋势相似造成的特征冗余, 可能影响识别

精度. 为了进一步精简特征, 使用主成分分析法(PCA)进行降维处理. 由于特征值之间存在数值量纲差异过大的情况, 因此在降维之前对 7 维特征进行归一化处理, 所降维度数通过建立数据近邻间距离的似然函数, 进而估计本征维度值的极大似然估计法给出, 计算后得出维度为 3 维. 使用主成分分析法将 7 维数据降至 3 维, 降维后的特征数据是 7 维特征数据在低维空间的投影特征量. 将 3 维特征量作为支持向量机的训练样本. 为了评估降维的作用, 另建立不降维的 7 维特征样本作为对比. 同时比较主成分分析法与振动信号常用的流形学习降维方法的适用性, 建立局部线性嵌入(LLE)降维特征量.

表 1 时频域特征量

时间/min	峭度因子	均方根值/V	裕度因子	平均值/V
1	3.062 8	0.272 9	4.413 2	-0.017 2
10	3.001 2	0.271 3	4.427 2	-0.017 0
20	2.892 1	0.267 8	4.485 0	-0.016 7
30	2.923 9	0.271 5	4.312 8	-0.018 7
40	3.000 2	0.271 7	4.432 4	-0.017 8
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
270	3.982 4	0.297 2	4.142 7	-0.015 9
280	4.072 1	0.299 5	4.127 0	-0.013 4

表 2 频域能量值

时间/min	重心频率	频域能量值	功率谱密度
1	0.001 87	783.27	-0.260 4
10	0.001 84	780.52	-0.268 8
20	0.001 93	780.80	-0.254 4
30	0.001 81	777.95	-0.247 7
40	0.001 86	780.07	-0.266 2
⋮	⋮	⋮	⋮
270	0.001 53	940.89	-0.266 3
280	0.001 51	945.85	-0.265 8

2.2 摩擦状态识别

提取的特征量作为训练样本输入多分类支持向量机中建立分类器. 预测新样本时, 将新样本做训练样本一样的特征提取后, 输入分类器中即可得到识别结果.

在训练前, 需要给训练样本划分摩擦状态区间. 回转副摩擦状态大致可分为 3 个阶段, 即早期的边界摩擦阶段、中期的流体润滑阶段和后期的干

摩擦阶段, 其中流体润滑阶段持续时间较长, 为了提高识别效果将该阶段分成多个区间, 但区间增多会使识别准确度下降, 经实验研究将该阶段分成3个区间准确度较高, 因此共分成5个区间. 主成分分析降维后的第1特征量是最能表现摩擦状态的特征, 根据第1特征量的变化趋势, 将样本的摩擦状态以时间为轴线划分为5个区间(图6).

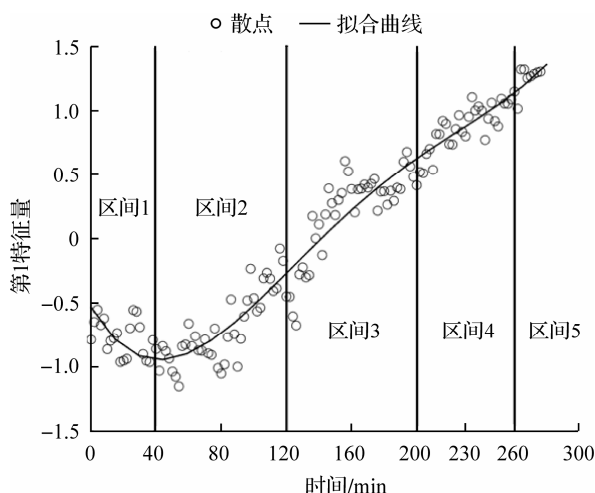


图6 摩擦状态区间划分

图6中区间1为摩擦过程第1阶段, 即早期的边界摩擦阶段, 此时润滑油膜逐渐形成, 摩擦接触逐渐减少. 区间2、区间3和区间4为摩擦过程的第2阶段, 即流体润滑阶段, 开始时油膜分布较为均匀, 此时为润滑状态, 但是摩擦依然存在, 随着回转副工作的进行, 油膜逐渐减少, 进入区间3; 此时回转副与轴开始有较多摩擦, 这时的摩擦磨损在正常范围内; 进入区间4后, 轴承与轴之间可能存在异常磨损. 区间5即为第3阶段, 此时润滑油膜混合了较多摩擦尖峰的碎屑已经不能起到润滑作用, 回转副与轴之间有较大概率出现异常磨损. 将降维后的特征量依据该时间划分原则, 贴上摩擦状态类别标签, 建立训练样本库(表3).

为了完成多分类任务, 构建分类区间数, 即5个支持向量机, 每个支持向量机完成一种区间对其余区间的二分类任务, 通过依次识别每个支持向量机完成多分类任务. 由于摩擦是非线性的, 因此采取高斯核函数支持向量机, 其中惩罚因子 c 和核函数参数 σ 使用粒子群算法优化, 将 c 和 σ 当成2种粒子, 构建如下位置向量和速度向量:

$$\mathbf{X}_i(t) = [X_{i,1}(t), X_{i,2}(t), \dots, X_{i,N}(t)], i=1, 2, \dots, M,$$

$$\mathbf{V}_i(t) = [V_{i,1}(t), V_{i,2}(t), \dots, V_{i,N}(t)], i=1, 2, \dots, M.$$

寻找识别准确度的最优解, 以5组特征向量为训练样本, 4组特征向量为测试样本, 用合成少数类过采样技术(Synthetic Minority Oversampling Technique, SMOTE)对少数类样进行补充. 各个测试集的识别准确率结果见表4. 从表4可知, PCA降维效果最好, 平均识别准确率在90%左右, 整体识别准确率良好. 经优化后的惩罚因子 c 为1.4, 核函数参数 σ 为2.55.

表3 训练样本库

摩擦状态	时间/min	第1特征	第2特征	第3特征
区间1	1	-0.9392	-0.5535	-0.0408
	⋮	⋮	⋮	⋮
区间2	40	-1.2387	-0.2480	-0.0804
	⋮	⋮	⋮	⋮
区间3	120	-0.3896	0.5021	-0.3616
	⋮	⋮	⋮	⋮
区间4	200	0.7384	-0.1640	0.1250
	⋮	⋮	⋮	⋮
区间5	260	1.4777	-0.1420	0.0461
	⋮	⋮	⋮	⋮
	280	2.1601	-0.5090	-0.2070

表4 测试集准确率

分类器	测试集1	测试集2	测试集3	测试集4
PCA	90.39	90.03	89.76	91.02
LLE	84.21	85.35	84.01	85.32
不降维	86.32	87.23	85.12	86.45

3 结论

驱动回转副工作的电机电流中包含着回转副摩擦状态信息, 提取工作电流中的摩擦特征可以分析和识别回转副的摩擦状态. 在实验过程中, 通过提取工作电流的频域和时频域特征量, 经归一化及特征降维和区间划分, 建立训练样本库用于回转副工作过程的摩擦状态识别. 实验结果表明, 主成分分析法较流形学习方法降维效果更好, 测试样本输入经粒子群优化的多分类支持向量机, 平均识别准确率在90%左右, 具有良好的泛化性. 与现有的回转副摩擦故障诊断方法相比, 基于工作电流的回转副摩擦状态识别方法, 信号采集更方便, 并可实现远距离监测, 为实际生产加工中回

转副摩擦状态的监测提供了借鉴思路.

参考文献:

- [1] 四川省电力工业局, 四川省电力教育协会. 汽轮机事故分析及事故预防[M]. 北京: 中国电力出版社, 2000.
- [2] 马晨波, 朱华, 张文谦, 等. 往复条件下织构表面的摩擦学性能研究[J]. 摩擦学学报, 2011, 31(1):50-55.
- [3] 张志梅, 古乐, 齐毓霖, 等. 纳米级金属粉改善润滑油摩擦性能的研究[J]. 润滑与密封, 2000, 25(2):40; 37.
- [4] Klačić M, Murat Z, Staroveski T, et al. Tool wear monitoring in rock drilling applications using vibration signals[J]. Wear, 2018, 408/409:222-227.
- [5] 秦萍, 阎兵, 华春蓉, 等. 基于振动监测的静载荷滑动轴承接触摩擦故障诊断实验研究[J]. 摩擦学学报, 2004, 24(4):364-368.
- [6] Jeon S, Stepanick C K, Zolfaghari A A, et al. Knife-edge interferometry for cutting tool wear monitoring[J]. Precision Engineering, 2017, 50:354-360.
- [7] Yahiaoui M, Chabert F, Paris J Y, et al. Friction, acoustic emission, and wear mechanisms of a PEKK polymer[J]. Tribology International, 2019, 132:154-164.
- [8] 任瑶, 李国富, 应小刚, 等. 基于小波包熵与 SVM 的导轨摩擦磨损状态识别[J]. 计算机工程, 2016, 42(11): 281-284.
- [9] 王仁德, 李国富, 娄益蓓. 基于工作电流信号的设备摩擦状态监测研究[J]. 宁波大学学报(理工版), 2018, 31(5):36-39.
- [10] Li F, Pang X Y, Yang Z J. Motor current signal analysis using deep neural networks for planetary gear fault diagnosis[J]. Measurement, 2019, 145:45-54.
- [11] Patra K, Pal S K, Bhattacharyya K. Artificial neural network based prediction of drill flank wear from motor current signals[J]. Applied Soft Computing, 2007, 7(3): 929-935.
- [12] Zhen D, Alibarbar A, Zhou X, et al. Electrical motor current signal analysis using a dynamic time warping method for fault diagnosis[J]. Journal of Physics: Conference Series, 2013, 34(1):191-202.
- [13] 耿雷雷, 李国富. 基于电机电流信号的滑动轴承摩擦状态监测研究[J]. 机械制造, 2019, 57(9):72-75; 79.
- [14] 王仁德, 李国富, 应小刚, 等. 基于电机电流分析法及能量特征向量的摩擦实验[J]. 机械设计与研究, 2016, 32(4):139-141; 144.

Experiment on friction state identification based on working current analysis

JIANG Naiming^{1,2}, LI Guofu^{1,2*}, ZHANG Yutong^{1,2}

(1.Faculty of Mechanical Engineering & Mechanics, Ningbo University, Ningbo 315211, China;

2.Institute of Advanced Energy Storage Technology and Equipment, Ningbo University, Ningbo 315211, China)

Abstract: The change of the friction state of the rotary pair has an important influence on the operation of the mechanical equipment. Aiming at the problem of recognizing the friction state of the rotary pair, an experimental scheme is designed with the working current of the rotary pair being taken as the source of friction characteristics. By collecting the working current signal of the rotary pair drive motor in the friction process, the frequency and time-frequency domain characteristics of the experimental signal are analyzed, and the friction feature library of the working current is established to train the multi-class support vector machine classifier, and finally the identification of friction status is completed on such classifier. The experimental results show that the established multi-class support vector machine classifier established after feature extraction and dimensionality reduction has a recognition accuracy of nearly 90%. The proposed experimental scheme is also conducive to the realization of long-distance signal acquisition and is suitable for actual production and processing.

Key words: rotary pair; motor current signal; particle swarm optimization; support vector machine

(责任编辑 史小丽)