

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2211237

电机轴承故障监测系统设计

郭佑民 宋明瑞 郭 啸

(兰州交通大学机电技术研究所 兰州 730070)

摘要: 针对电机轴承监测系统中高频信号接收存储功能容易丢失数据的问题以及如何实现轴承故障精确诊断的问题,利用 LabVIEW、Access 和 MATLAB 混合编程,设计开发了一种电机轴承故障监测系统。本系统通过 LabVIEW 的生产者和消费者结构,以 TCP/IP 的通信方式实现振动信号的高速接收和实时保存;通过 LabVIEW 的 UDL 实现 Access 数据库的增、删、改、查操作;针对轴承状态模式识别问题,提出了一种基于变分模态分解结合排列熵与自组织特征映射神经网络的轴承故障诊断方法。经过实验验证,电机轴承故障监测系统的高频信号的接收速度达到了 12.577 KSPs,可以实现数据的实时存取,在信号分析功能中所提出的基于 VMD-PE-SOM 神经网络的轴承故障诊断方法的平均识别准备率达到了 99.06%,本系统将振动信号采集功能与故障诊断功能整合在了一起,具有接收速度快、不丢包、交互性好、故障识别率高等优点。

关键词: 轴承;在线监测;LabVIEW;变分模态分解;排列熵;SOM 神经网络

中图分类号: TP277;TP206+.3 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.4030

Design of motor bearing fault monitoring system

Guo Youmin Song Mingrui Guo Xiao

(Institute of Mechanical and Electrical Technology, Lanzhou Jiaotong University, Lanzhou 730070, China)

Abstract: Aiming at the problem that high frequency signal receiving and storing function in motor bearing monitoring system is easy to lose data and how to realize accurate diagnosis of bearing faults, a motor bearing fault monitoring system is designed and developed by using LabVIEW, Access and MATLAB hybrid programming. Through the producer and consumer structure of LabVIEW, the system realizes the high-speed receiving and real-time saving of vibration signals by TCP/IP communication. Through LabVIEW UDL to achieve Access database add, delete, change, check operation; Aiming at the problem of bearing state pattern recognition, a bearing fault diagnosis method based on Variational Mode Decomposition combined with permutation entropy and Self-Organizing feature Map neural network was proposed. After experimental verification, the receiving speed of high frequency signal of motor bearing fault monitoring system reaches 12.577 KSPs, which can realize real-time data access. The average recognition preparation rate of bearing fault diagnosis method based on VMD-PE-SOM neural network proposed in signal analysis function reaches 99.06%. The system integrates the function of vibration signal acquisition and fault diagnosis together, which has the advantages of fast receiving speed, no packet loss, good interaction and high fault recognition rate.

Keywords: bearing; online monitoring; LabVIEW; variational mode decomposition; permutation entropy; SOM neural network

0 引言

铁路运输中,牵引电机的正常工作关系到轨道车辆的行车安全,如果电机出现问题,不仅会导致列车驱动系统故障,而且可能危及生命安全并造成难以估计的经济损失。旋转机械中大约有 30% 的故障是由轴承引起的^[1],而电机处在一个高速转动、长期运行的工作环境中,电机轴承很容

易出现疲劳、剥落、粘着等问题。

目前我国对机车车辆的维护主要实行计划预防修,并逐步向状态修转变^[2];电机轴承的故障是由微弱故障逐渐积累引起的^[3],而计划修不能及时发现轴承的微小异常。为了对电机轴承进行在线故障监测,以便尽早发现异常并采取有效措施降低故障发生的风险;开发一套电机轴承故障监测系统就显得尤为重要,系统为轴承的状态修提供数

据支撑,实现轴承的状态监测以及故障诊断。

轴承的故障诊断通常是基于振动信号分析的,故障诊断的过程可以概括为信号采集、特征提取以及故障分类 3 个步骤^[4]。在信号采集方面,虚拟仪器软件 LabVIEW 具有强大的数据采集功能,经常用来搭建上位机软件,具有开发简单、运行稳定的优点,文献[5]通过 LabVIEW 实现了旋转机械电流、压力、温度等信号的采集;文献[6]通过 LabVIEW 对 cRIO 和上位机进行编程开发,上述系统实现了相关信号的采集和存储功能,然后将数据保存在 U 盘或上位机中,但是容易造成数据的泄露或者上位机卡顿。文献[7]的下位机通过 CAN 通信与 LabVIEW 上位机互联,实现了风机振动信号的采集;文献[8]通过 LORA 无线网关与 GPRS 模块将轴承振动数据发送到远程服务平台,但是上述上位机软件仅能进行简单的时域频域分析,缺少轴承故障的智能诊断功能。

特征提取和故障分类实际上是模式识别问题,即通过一些方法提取轴承不同状态下振动信号的特征,然后将特征输入到分类器中判断轴承的状态,而 LabVIEW 的数据分析能力不足,需要通过互联接口调用 MATLAB、Python 等软件达到数据分析的目的,文献[9]计算小波包能量作为卷积神经网络的特征向量实现轴承的故障诊断;文献[10]应用排列熵(permutation entropy, PE)构建支持向量机的特征向量,文献[11]将变分模态分解(variational mode decomposition, VMD)和多尺度模糊熵应用到管道泄露的识别中;文献[12]通过自组织特征映射网络(self-organizing feature map, SOM)计算目标数据与正常数据之间的欧氏距离量化齿轮箱的状态。在这些故障诊断方法中,重点考虑的问题是故障识别的准确性和识别效果,忽视了数据采集功能的设计。

基于以上的讨论,大多上位机软件割裂了数据采集存储与数据分析功能,为了解决相关问题,应用 LabVIEW、Access 和 MATLAB 混合编程,设计了一套电机轴承故障监测系统,将 LabVIEW 的数据采集功能、Access 的数据存取功能与 MATLAB 的数据分析功能结合,解决了监测系统中高频信号接收与存储容易丢失数据的问题以及如何实现轴承故障精确诊断的问题,实现了轴承振动信号的高速接收、数据的数据库存取和轴承故障的实时监测等功能。

1 系统总体设计

1.1 功能需求

电机轴承故障监测系统的功能包括:用户登录、高速采集、数据存取、波形显示、轴承参数计算、时域指标计算、阈值报警和故障分类,系统功能如图 1 所示。

1.2 功能设计

系统以消息队列处理器(queued message handler, QMH)作软件的基础框架^[13],生产者消费者结构加快数据接收和存储速度,实现振动信号的高速接收,并且直接将数

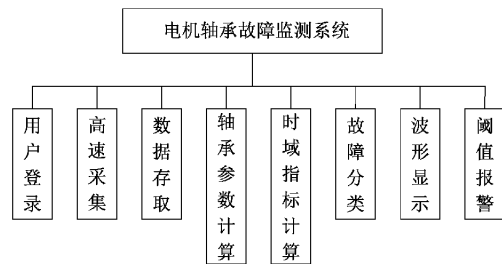


图 1 系统功能

据保存在 Access 数据库中;用户对软件界面控件的操作触发事件结构,结合状态机实现数据库中数据的增、删、改、查等操作;在信号分析功能中,针对轴承的故障分类问题,提出了一种基于 VMD-PE-SOM 神经网络的故障诊断方法,该方法首先对振动信号进行变分模态分解,然后计算分解信号的排列熵,提取原始振动信号不同频段的非线性特征,用来构建分类器的特征向量,最后将特征向量输入到 SOM 神经网络中,实现轴承状态的分类。系统的总体功能可以概括为信号高速接收、数据存取与信号分析三大功能。依据简洁美观、操作方便的原则,将数据的接收、存取与分析功能通过选项卡分隔开。

2 诊断系统设计

2.1 信号高速接收

TCP/IP 协议具有传输速度快、可靠性高等优点,因此系统选用 TCP/IP 协议和下位机连接实现信号高速接收功能,监测系统作为服务器,下位机作为客户端。下位机发送 16 进制字符与发送 10 进制字符相比,具有占用内存小、字符数量少、可以表征大小、发送速度快的优点。为了保证数据的准确性,在数据前面添加帧头,正数和负数分别以“AA7ab7”、“CC7ab7”的形式发送,“7ab7”是十进制的 31415,“AA”与“CC”分别表示正数和负数的帧头。

在高频信号采集过程中,为了完整解析出目标信号,需要考虑高频信号对低频信号造成的混叠和时域幅值失真两个问题,设置采样频率是目标信号频率的 10 倍,而 10 倍的频率关系导致了数据的采集、接收速度远高于存储速度,容易在传输过程中丢失数据,所以系统设计的难点是在保证数据完整的前提下,如何将高速采集的数据实时存储到 Access 数据库中。因此,在 QMH 框架内搭建生产者消费者结构,它是一种并行多循环结构,将执行速度快的数据接收过程和执行速度慢的数据存储过程在两个线程中同步执行,加快数据解析存储速度;TCP 缓存和队列缓存的双缓存设计可以防止数据的丢失,数据流的流向图如图 2 所示,信号采集的流程如图 3 所示,信号采集界面如图 4 所示。

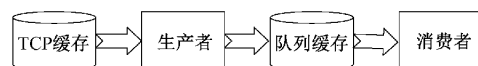


图 2 数据流流向图

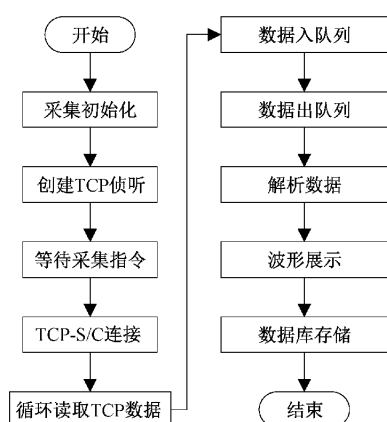


图3 信号采集流程

信号采集界面中可以显示连接个数、数据总量;更改数据库名称;可以根据用户操作以及采集数量自动更新表格。用户点击“开始采集”实现数据的采集,当暂停采集之后,如果重新执行采集则会新建表格,并且为了防止文件过大,可以自定义采集个数,当达到设定值时便新建数据库表格。

2.2 数据存取

大量数据保存在本地容易出现上位机卡顿,数据泄露的问题。通过 LabVIEW 的 Microsoft 数据连接文件 (UDL) 调用 Access 数据库实现数据存取,系统具有数据实时保存、读取、下载、显示、删除以及列出数据库表格的功能,分为技术员和管理员两级权限,管理员具有全部权限,普通用户无法下载和删除数据。数据存取界面如图 5 所示。

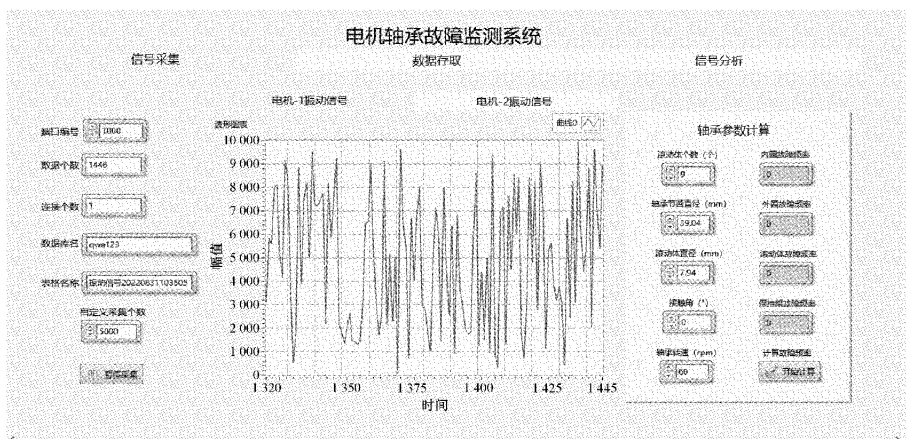


图4 信号采集界面

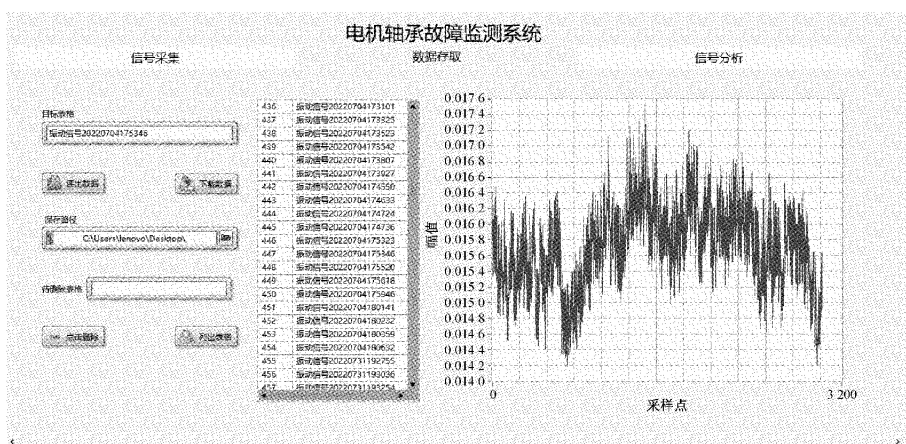


图5 数据存取界面

考虑到用户一些不合理的操作,进行相关设计提高软件的交互性,比如:当端口编号与默认不符时,用对话框提示用户;当数据库表格名称为空时,以时间序列为名称新建表格;计算轴承的故障频率时,如果没有输入轴承参数,用对话框提示用户输入数据,对话框如图 6 所示。

2.3 信号分析

系统通过 LabVIEW 的 MATLAB script 调取 MATLAB



图6 部分对话框界面

程序实现轴承振动信号的分析,LabVIEW 与 MATLAB 的结

合弥补 LabVIEW 数据分析的不足以及 MATLAB 人机交互的短板。在信号分析功能中,可以计算轴承的故障特征频率;计算振动信号的时域指标,当达到设定的阈值时便执行报警;

将采集到的振动信号输入到 VMD-PE-SOM 的故障诊断模型中实现轴承的故障分类。系统的工作界面如图 7 所示,可以显示振动信号的时域图和频域图以及展示相关计算结果。

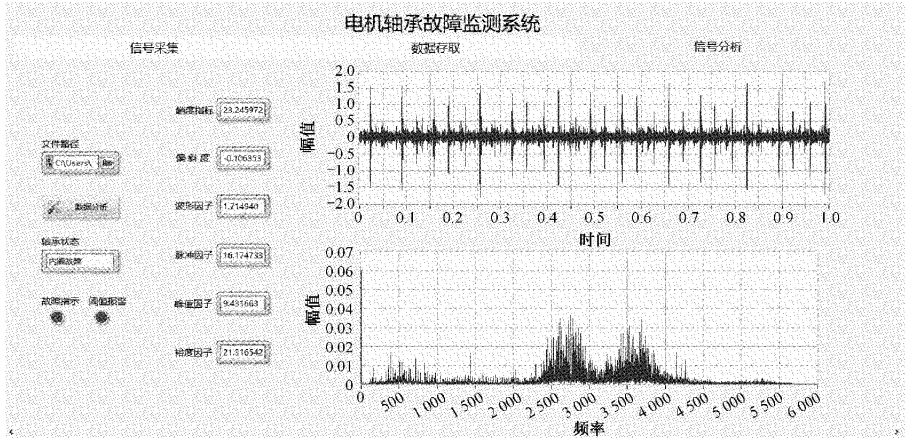


图 7 信号分析界面

1) 轴承故障频率计算

通过输入轴承的相关参数以及转速就可以计算轴承内圈(BPFI)、外圈(BPFO)、保持架(FTF)和滚动体(BSF)的故障特征频率。界面在图 4 右侧,故障特征频率的计算公式如下所示,公式中: α 为接触角, n 为转速, d 为滚动体直径, D 为节圆直径, z 为滚子个数。

$$f_{BPFO} = \frac{1}{2} z \frac{n}{60} (1 - \frac{d}{D} \cos(\alpha)) \quad (1)$$

$$f_{BPFI} = \frac{1}{2} z \frac{n}{60} (1 + \frac{d}{D} \cos(\alpha)) \quad (2)$$

$$f_{FTF} = \frac{1}{2} \frac{n}{60} (1 - \frac{d}{D} \cos(\alpha)) \quad (3)$$

$$f_{BSF} = \frac{D}{d} \frac{n}{60} (1 - \frac{d^2}{D^2} \cos^2(\alpha)) \quad (4)$$

2) 阈值报警

与有量纲指标相比,无量纲指标不容易受到工作条件和环境变化的影响,稳定性好;由于时域指标较多,数值本身不能清晰表达轴承的状态,因此计算正常轴承振动信号的峭度、偏斜度、波形因子等 6 个参数作为阈值报警的指标,当被测样本的相关指标超过正常轴承指标的 30% 时,便会触发阈值报警。

3) 故障分类

轴承损伤位置激起的周期性冲击响应会引起系统的固有振动,而固有振动和故障信号发生调制,因此采集的振动信号往往具有非平稳性和非线性的特点。VMD 是一种时频分析方法^[14],可以有效处理非平稳信号,相较于 EMD,改善了端点效应和模态混叠问题;熵值的大小表征时间序列的复杂程度,熵值越大,时间序列越随机;排列熵^[15-16]相较于其他熵可以检测和放大振动信号的变化,能够较好的提取振动信号的非线性特征。

SOM 神经网络是一种无监督的竞争网络,模拟人脑

中自组织特征映射功能。输入层和竞争层通过全连接方式连接,如图 8 所示。相较于“胜者为王”的学习方式,SOM 神经网络根据 Kohonen 学习算法对获胜神经元特定邻域内的神经元进行修正,加快了网络的训练速度;SOM 网络将高维的空间向量在低维空间表达,为了直观的看清竞争层响应神经元的位置,一般设置为二维的平面阵。

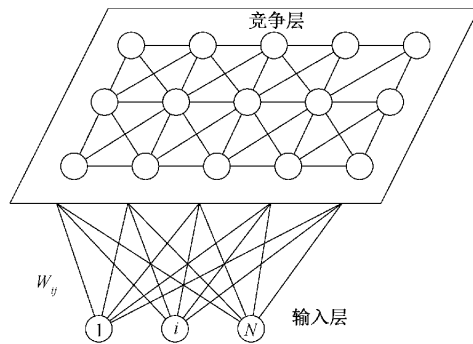


图 8 SOM 神经网络结构图

首先应用 VMD 对不同故障信号进行分解得到不同尺度的 IMF 分量,然后计算不同信号不同尺度 IMF 分量的排列熵提取原始信号的特征,将其构建为 SOM 神经网络的特征向量,输入到训练好的 SOM 网络中,实现轴承的故障分类。

3 实验验证

3.1 信号高速接收

由于现有的 TCP 助手数据发送速度为 60~80 SPS,不满足测试要求,因此通过自行开发的 TCP 客户端以及轴承振动信号采集装置进行双重验证。

TCP 客户端程序界面的部分截图如图 9 所示,向服务器发送(0,1)之间的随机数:首先在随机数的前后添加 16

进制的帧头“AA”,然后将(0,1)之间的随机数扩大 10^4 倍,最后通过“连接字符串”将其作为一帧数据发送到故障监测系统。

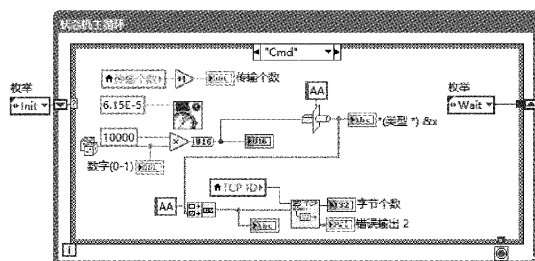


图 9 TCP 客户端程序界面

轴承的故障特征频率在 0~200 Hz 之间,机械设备的振动频率在 0~5 kHz 之间,考虑到混叠失真现象,设置采样频率为机械设备振动频率的 2.56 倍,约为 12.5 kHz。通过改变程序的延时时间调节 TCP 客户端的发送速度,客户端发送一帧数据耗时 $1.85 \mu\text{s}$,延时时间设置为 $6.15 \mu\text{s}$,可以达到 12.5 kHz 的发送频率。对比客户端的传输个数和系统的接收个数是否一致验证通信速度以及传输稳定性是否符合设计标准。结果如表 1 所示,平均通信频率为 12.564 kHz,系统存储 1 KSPS 数据的平均存储时间为 23.79 s。

表 1 故障诊断系统接收速度测试结果

次数	时间/s	采样个数	采样频率/kHz	1 kHz 存储时间/s
1	10.18	129 893	12.760	25.56
2	10.11	125 886	12.452	23.91
3	10.42	132 541	12.720	23.31
4	5.44	68 862	12.653	23.96
5	5.38	68 900	12.806	21.62
6	4.87	59 493	12.216	24.20
7	5.36	67 575	12.607	23.38
8	5.48	68 165	12.438	24.21
9	5.43	67 805	12.487	23.89
10	5.40	67 502	12.500	23.85

轴承振动信号采集装置如图 10 所示,由加速度振动传感器、抗混叠滤波器、模数转换器、STM32 微控制器、高速光耦隔离、串口转以太网模块以及供电电源组成。下位机和电机轴承故障监测系统之间通过网线连接,实验结果如表 2 所示,下位机的平均采集速度为 12.557 kHz。

两次实验结果均表明系统振动信号的接收速度符合设计要求,数据传输稳定,没有出现丢失数据的情况。

3.2 数据存取

信号高速接收功能将实时采集的数据存放到数据库表格中,表格的名称以“振动信号年月日时分秒”的形式命

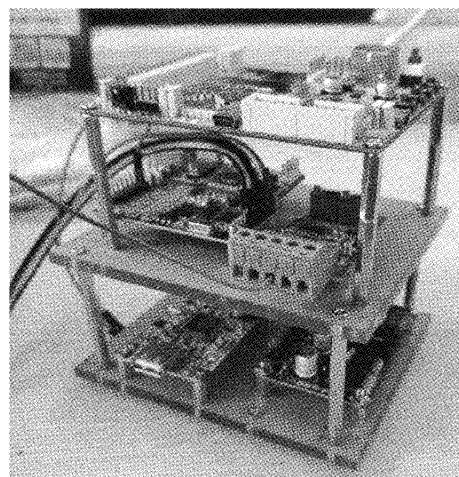


图 10 轴承振动信号采集装置

表 2 轴承振动信号采集装置测试结果

次数	时间/s	采样个数	采样频率/kHz
1	10.48	131 089	12.508
2	10.40	133 469	12.834
3	10.13	128 073	12.643
4	10.11	126 914	12.553
5	10.54	130 069	12.341
6	10.18	126 334	12.410
7	10.57	134 177	12.688
8	9.49	119 609	12.604
9	10.21	125 235	12.265
10	10.32	131 319	12.725

名,比如:“振动信号 20220512095013”。经过测试:列出表格、下载数据、读取数据、波形展示、删除数据功能正常。系统根据用户的操作,通过对话框提示操作错误原因或者提示操作成功,如图 11 所示。

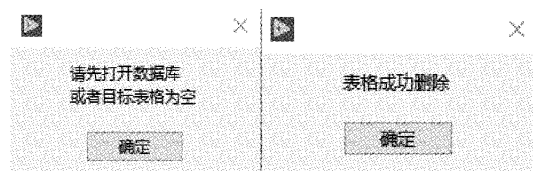


图 11 数据存取功能部分对话框

3.3 信号分析

应用西储大学公开数据集验证 VMD 排列熵与 SOM 神经网络的故障诊断方法的效果。选取数据集中采样频率为 12 kHz 的驱动端轴承数据,轴承的型号是 SKF6205,选用负载为 0、故障尺寸是 0.007 英寸的内圈、外圈、滚动体故障数据以及正常数据进行多次实验。

首先将数据分为 121 组,每组 1 000 个数据点,选择其中 60 组作为训练集,61 组作为测试集;其次应用 VMD 将

每组数据分解为 6 个 IMF 分量;然后计算不同 IMF 分量的排列熵作为 SOM 神经网络的特征向量,其中排列熵参数根据经验选取,时延 $t=1$,嵌入维度 $m=3$;接着使用训练样本训练 SOM 神经网络的权值和阈值;最后测试样本验证故障诊断方法的效果。为了消除误差对结果的影响,进行 10 次实验,VMD-PE-SOM 神经网络的平均识别准备率为 99.06%,某次实验的分类结果图如图 12 所示,有 1 个识别错误,准确率为 99.59%。

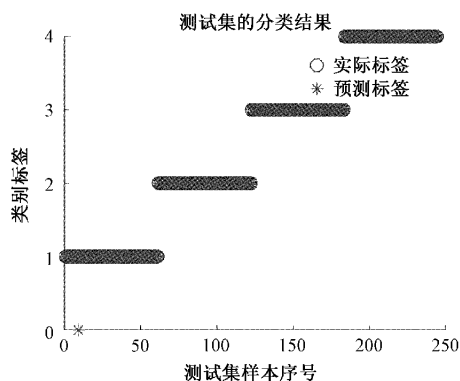


图 12 分类效果图

为了进一步验证 VMD 的优势,将 VMD 替换为集合经验模态分解(EEMD),以相同数据为测试对象进行 10 次试验,结果如表 3 所示。EEMD-PE-SOM 的识别准确率是 94.18%,与 VMD-PE-SOM 相比准确率相差 4.88%。

表 3 方法对比

方法	识别准确率/%
EEMD-PE-SOM	94.18
VMD-PE-SOM	99.06

4 结 论

针对电机轴承在线监测与故障诊断问题,设计的电机轴承故障监测系统将信号高速接收、数据库存取和故障诊断功能整合在一起,具有接收速度快、不丢包、交互性好、故障识别率高等优点,提升了电机轴承的监测能力。系统的创新点主要体现在以下 3 个方面:

1)针对信号采集速度和数据存储速度不一致的问题,通过生产者与消费者结构和 TCP 与队列的双缓存设计,可以实现每秒 12.577 千帧数据的实时接收和存储。

2)针对大量数据存储在本地造成的上位机卡顿、数据泄露、调用繁琐的问题,系统将数据直接存储在 Access 数据库中,实现了数据的增、删、改、查的操作。

3)信号分析功能中,提出的基于 VMD 排列熵与 SOM 神经网络相结合的故障诊断方法,针对微弱故障的平均识别准确率达到了 99.06%,与 VMD-PE-SOM 相比准确率提高了 4.88%。

参考文献

- [1] RUBINI R, MENEGHETTI U. Application of the envelope and wavelet transform analyses for the diagnosis of incipient faults in ball bearings [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2001, 15(2):287-302.
- [2] 焦凤川. 动车组运用与维修[M]. 北京:北京交通大学出版社,2012.
- [3] 胡亚威,孙文磊. 风机齿轮箱状态监测与故障诊断系统设计研究[J]. 机械设计与制造,2021(4):162-166.
- [4] 罗宏林,柏林,侯东明,等. 有限变工况特征迁移学习方法及其在高速列车轴箱轴承故障诊断中的应用[J]. 仪器仪表学报,2022,43(3):132-145.
- [5] 刘福政,高军伟. 基于 LabVIEW 和 cRIO 的滚动轴承故障诊断系统设计[J]. 仪表技术与传感器,2021(4):67-70.
- [6] 阳震,严保康,路鹏程,等. 基于 LabVIEW 的旋转设备状态在线监测系统的设计[J]. 仪表技术与传感器,2021(12):92-96.
- [7] 崔志新,陈学军,沈军. 基于 CAN 和 LabVIEW 的风机在线监测系统[J]. 仪表技术与传感器,2020(1):75-78,82.
- [8] 李瑞,范玉刚,张光辉. 基于 LoRa 基站的滚动轴承运行状态远程监测系统的设计[J]. 电子测量技术,2021,44(17):65-70.
- [9] 刘颖,陶建峰,黄武涛,等. 小波包能量与 CNN 相结合的滚动轴承故障诊断方法[J]. 机械设计与制造,2021(11):127-131.
- [10] 杨云,张昊宇,薛元贺,等. 基于 VMD 和排列熵的滚动轴承故障诊断研究[J]. 组合机床与自动化加工技术,2021(6):90-93.
- [11] 张勇,刘洁,路敬祎,等. 基于 VMD 去噪及多尺度模糊熵的管道小泄漏研究[J]. 电子测量技术,2021,44(22):37-43.
- [12] 邵旋,康兴无,曹向荣,等. 基于 SOM 神经网络的齿轮箱健康评估方法[J]. 兵器装备工程学报,2021,42(7):246-251.
- [13] 陈树学. LabVIEW 宝典[M]. 北京:电子工业出版社,2017:391-395.
- [14] DRAGOMIRETSKIY K, ZOISSO D. Variational mode decomposition[J]. IEEE Transactions on Signal Processing,2014,62(3):531-544.
- [15] 张展,刘亚晨,杜诗扬,等. 基于 CEEMD 与排列熵相结合的谐波检测方法研究[J]. 电子测量技术,2022,45(9):92-98.
- [16] 朱敏,段志善,郭保良. CEEMDAN 结合排列熵在滚动轴承故障特征分析中的应用[J]. 现代制造工程,2019(4):151-154,74.

作者简介

郭佑民,硕士,教授,主要研究方向为仪器与测试技术、嵌入式系统开发等。

E-mail:342995841@qq.com

宋明瑞,硕士研究生,主要研究方向为机械设备状态监测与故障诊断。

E-mail:13231814792@163.com