

DOI:10.3969/j.issn.1001-4551.2022.07.006

# 基于 VMD 与 MLP 的电机轴承故障检测方法\*

黄晓诚, 贺青川\*, 陈文华

(浙江理工大学 机电产品可靠性分析与测试国家地方联合工程研究中心, 浙江 杭州 310018)

**摘要:**针对现有的永磁同步电机(PMSM)轴承故障检测方法准确度低的问题,对 PMSM 轴承故障表征方法和基于神经网络的检测方法进行了研究,提出了一种 PMSM 轴承故障归一化表征指标集合的构建方法,和一种基于 VMD 和 MLP 的 PMSM 轴承故障检测方法。首先,采用融合 PMSM 轴承故障频域特征进行归一化处理的方法,构建了一个 PMSM 轴承故障表征指标集合;然后,利用优化后的变分模态分解(VMD)方法,对振动信号进行了降噪重构,提取了故障频域特征,并计算出了归一化指标集合;利用基于多层感知器(MLP)的神经网络模型对获取的归一化指标集合进行了训练,得到了一种高准确度 PMSM 轴承故障检测器;最后,采用了一套可以模拟数控机床进给传动系统的试验测试装置,对基于 VMD 和 MLP 的 PMSM 轴承故障检测方法的有效性和先进性进行了验证。研究表明:PMSM 轴承故障表征指标集合比现有的指标具有更强的故障表征能力,基于 VMD 和 MLP 的 PMSM 检测方法的平均检测准确度高达 95.4%;该结果验证了归一化 PMSM 轴承故障表征指标集合的先进性,以及基于 VMD 与 MLP 的 PMSM 轴承故障检测方法的有效性。

**关键词:**轴承故障特征提取;永磁同步电机;故障表征;神经网络;变分模态分解;多层感知器;归一化处理

中图分类号:TH133.33;TM306

文献标识码:A

文章编号:1001-4551(2022)07-0911-08

## Bearing fault detection method of PMSM based on VMD and MLP

HUANG Xiao-cheng, HE Qing-chuan, CHEN Wen-hua

(National and Local Joint Engineering Research Center of Reliability Analysis and Testing for Mechanical and Electrical Products, Zhejiang Sci-Tech University, Hangzhou 310018, China)

**Abstract:** Aiming at the problem of the low detection accuracy of the existing permanent magnet synchronous motor(PMSM) bearing fault detection methods, the study of the representation method of the PMSM bearing fault and the detection method based on neural network were executed. A method for constructing a normalized characterization index set for PMSM bearing faults, and a PMSM bearing fault detection method based on VMD and MLP were proposed. Firstly, a set of PMSM bearing fault characterization indices was constructed by a method of fusing the bearing fault frequency domain characteristic parameters of PMSM and normalizing them. Then, the optimized variational mode decomposition(VMD) method was used to denoise and reconstruct the vibration signals, extract the bearing fault frequency domain characteristic parameters, and the normalized set of PMSM bearing fault characterization indices was calculated. The neural network model based on the multi-layer perceptron(MLP) was used to train the normalized set of PMSM bearing fault characterization indices, and a model of PMSM bearing fault detection with high detection accuracy was obtained. Finally, a set of test and test device which can simulate the feed drive system of NC machine tool was adopted. The validity and advanced nature of the PMSM bearing fault detection method based on VMD and MLP were verified. The experimental results show that the proposed normalized set of PMSM bearing fault characterization indices has stronger fault characterization ability than the existing ones, and the average detection accuracy of the proposed method is up to 95.4%. The experimental

收稿日期:2022-01-20

基金项目:国家自然科学基金资助项目(51875529);装备预先研究领域基金资助项目(80902010302);NSFC-浙江两化融合资助项目(U1709210);浙江省万人计划杰出人才资助项目(2018R51008)

作者简介:黄晓诚(1996-),男,河南洛阳人,硕士研究生,主要从事机电产品故障诊断方面的研究。E-mail:964540639@qq.com

通信联系人:贺青川,男,博士,讲师。E-mail:heqingchuan@zstu.edu.cn

results verify the advanced nature of the normalized set of PMSM bearing fault characterization indices, and the proposed bearing fault detection method of PMSM based on the VMD, and the effectiveness of PMSM bearing fault detection method based on VMD and MLP.

**Key words:** bearing fault feature extraction; permanent magnet synchronous motor (PMSM); fault characterization; neural network; variational mode decomposition (VMD); multi-layer perceptron (MLP); normalization processing

## 0 引 言

目前,永磁同步电机(PMSM)在数控设备中得到了广泛应用。而在永磁同步电机中,轴承失效是其主要的故障模式。轴承一旦失效,会加剧系统的振动和噪声,影响其运动控制的精度。

对于采用卧式安装的 PMSM,其轴承主要承载转矩负荷,轴承故障时产生的振动冲击十分微弱<sup>[1]</sup>,同时,故障特征也容易被强背景噪声掩盖。

现有电机轴承故障检测方法主要是通过检测轴承故障特征幅值的变化,以此来找到故障产生的原因。现有电机轴承故障检测方法对微弱故障的检测能力不足,难以获取准确度较高的检测结果,不能满足 PMSM 轴承故障检测的需求。

为了从振动信号中准确地提取出 PMSM 轴承故障特征,必须考虑应用先进的特征提取技术,以此来对轴承振动信号进行降噪处理。

目前,常用的轴承故障特征提取技术有小波包分解、经验模态分解、固有时间尺度分解、变分模态分解(VMD)等<sup>[2,3]</sup>。其中,VMD能够克服模态混叠和端点效应等问题,具有较强的信号降噪能力,近年来在振动信号的故障特征提取方面得到了广泛应用。

钱林等人<sup>[4]</sup>将 VMD 和自适应形态学滤波结合,提取出了 PMSM 滚动轴承故障特征频率。LIU Hao-dong 等人<sup>[5]</sup>利用 VMD 和希尔伯特变换(Hilbert transform, HT),提取出了轴承故障特征频率和幅值。

在处理多分量非平稳信号时,VMD 通过不断迭代、层层筛选的方式,寻找变分模型中与故障特征相关的周期性平稳分量,剔除其余分量,实现对振动信号的降噪处理。

目前,学者们在应用 VMD 时为了获取最佳特征提取效果,通常利用各种优化方法来寻找模态分解个数  $K$  和惩罚系数  $\alpha$  的最佳组合<sup>[6-8]</sup>。

为了提高轴承故障检测效率,目前较为先进的方法是基于神经网络的方法。

WEI Ze-xian 等人<sup>[9]</sup>提取了轴承故障频域特征幅值和时域统计参数,利用近邻传播(affinity propagation, AP)聚类方法完成了对轴承的故障检测。EWERT P 等人<sup>[10]</sup>应用多层感知器(MLP)、具有径向基函

数(radial base function, RBF)的神经网络和自组织映射(self-organizing map, SOM)神经网络处理故障频域特征幅值,识别出了故障。ZIA U 等人<sup>[11]</sup>利用基于预训练视觉几何组(visual geometry group, VGG)的迁移学习(transfer learning, TL),识别轴承故障特征频率处的峰值变化,完成了轴承的故障检测。HAROUN S 等人<sup>[12]</sup>提取了频域特征幅值和时域统计参数,然后使用相关特征(relevant features, Relief-F)算法和最小冗余最大相关(min redundancy max relevance, mRMR)算法,筛选出了最佳的特征,再用 SOM 识别出了轴承故障。WANG Zi-wei 等人<sup>[13]</sup>提取了轴承故障特征参数,并计算了 5 个互无量纲指标,通过随机森林(random forest, RF)算法投票分类,完成了对轴承的故障检测。MBO' O C P 等人<sup>[14]</sup>通过分析处理特征频率段的峰度、偏度、波峰因数等参量,并构建了特征矩阵,使用贝叶斯分类器完成了对轴承的故障识别。XU Gao-wei 等人<sup>[15]</sup>提取了振动信号的灰度图像,使用深度卷积神经网络(convolutional neural networks, CNN)和 RF 进行了特征学习,完成了对轴承健康状态的识别。KAO I H 等人<sup>[16]</sup>提取了偏心距、电角频率和轴承故障频域特征幅值,利用一维 CNN 进行了数据挖掘,完成了对轴承的故障检测。

综上所述,基于神经网络的方法虽然具有高效的优点,但现有的故障检测方法对微弱故障信号的检测能力有限,造成故障检测结果的准确性较低。

基于以上问题,笔者提出一种 PMSM 轴承故障归一化表征指标集合的构建方法,和一种基于 VMD 和 MLP 的 PMSM 轴承故障检测方法。

首先,笔者对滚动轴承故障、转子不对中和电磁力不平衡等故障的频域特征进行归一化处理,构建 PMSM 轴承的故障表征指标集合;然后,利用优化 VMD 的方法处理振动信号,从频谱图中提取出故障特征,并计算归一化表征指标集合;最后,利用 MLP 对指标集合进行训练,获取高精度的 PMSM 轴承故障检测器,利用模拟实验得到的数据对新方法进行验证。

## 1 PMSM 轴承故障表征指标集合

现有的电机轴承故障检测指标主要由滚动轴承故障特征构成,其中,深沟球轴承故障特征频率产生原因

及计算公式如表1所示。

表1 深沟球轴承故障特征频率产生原因及计算公式

频率代号	产生原因	计算公式/Hz
$f_o$	外沟道损伤	$f_o = \frac{1}{2}Z \left( 1 - \frac{D_B \cos \theta}{D_p} \right) f_R$
$f_i$	内沟道损伤	$f_i = \frac{1}{2}Z \left( 1 + \frac{D_B \cos \theta}{D_p} \right) f_R$
$f_{b1}$	滚动体损伤 冲击单侧沟道	$f_{b1} = \frac{D_p}{2D_B} \left( 1 - \frac{D_B^2 \cos^2 \theta}{D_p^2} \right) f_R$
$f_{b2}$	滚动体损伤 冲击双侧沟道	$f_{b2} = \frac{D_p}{D_B} \left( 1 - \frac{D_B^2 \cos^2 \theta}{D_p^2} \right) f_R$
$f_{z1}$	保持架与内圈 接触摩擦	$f_{z1} = \frac{1}{2}f_R \left( 1 + \frac{D_B^2 \cos \theta}{D_p} \right)$
$f_{z2}$	保持架与外圈 接触摩擦	$f_{z2} = \frac{1}{2}f_R \left( 1 - \frac{D_B^2 \cos \theta}{D_p} \right)$

$Z$ —轴承滚动体数量; $D_B$ —轴承滚动体直径; $\theta$ —滚动体和沟道的接触角度; $D_p$ —轴承节圆的直径; $f_R$ —转轴旋转频率

在进给传动系统中,当采用卧式安装的PMSM轴承发生故障时,还会使转子轴线发生动态偏移,引起转子和定子之间的间隙长度不均匀、转子动态偏心、转子和定子之间电磁力不平衡等问题。

因此,除了滚动轴承故障特征之外,电机转子系统不对中产生的特征频率 $2f_R$ 和电机电磁力不平衡产生的特征频率 $pf_R$ 也可以表征PMSM的轴承故障。

轴承的故障特征幅值一般与转速、负载呈正相关。为了减小工况变化对监测结果的影响,笔者首先从振动信号中提取特征幅值 $V_c^k$ 、 $V_{2R}^m$ 、 $V_{pR}^q$ 与转频 $f_R$ 处幅值 $V_R$ ,将 $V_c^k$ 、 $V_{2R}^m$ 、 $V_{pR}^q$ 除以 $V_R$ 来进行归一化处理,然后构建出PMSM轴承故障表征指标集合 $X$ ,即:

$$X = \left\{ \frac{V_c^k}{V_R}, \frac{V_{2R}^m}{V_R}, \frac{V_{pR}^q}{V_R} \right\} \quad (1)$$

式中: $V_c^k$ —特征频率 $kf_c$ 处特征幅值 $V_c^k$ 的集合; $kf_c$ —表1中各特征频率的 $k$ 倍谐波频率; $V_c^k$ —特征频率 $kf_c$ 处的特征幅值, $k=1,2,\dots,K_c$ ; $V_{2R}^m$ —特征频率 $2mf_R$ 处特征幅值 $V_{2R}^m$ 的集合, $m=2,4,\dots,M_R$ ; $V_{pR}^q$ —特征频率 $pqf_R$ 处特征幅值 $V_{pR}^q$ 的集合, $q=p,2p,\dots,N_p$ 。

## 2 PMSM 轴承故障检测方法

### 2.1 基于优化VMD的故障特征提取方法

为了取得振动信号降噪、故障特征提取的最佳效果,笔者通过优化的方式,以此来获取 $K$ 和 $\alpha$ 最优组合。

具体的步骤如下:

步骤1. 采集振动信号 $y(t)$ ;

步骤2. 确定 $k$ 、 $n$ 取值,计算特征频率 $kf_o$ 、 $kf_i$ 、 $kf_{b1}$ 、 $kf_{b2}$ 、 $kf_{z1}$ 、 $kf_{z2}$ 、 $2mf_R$ 和 $pqf_R$ ;

步骤3. 利用VMD对 $y(t)$ 进行降噪和特征提取;首先,参考文献[17]中所提出的优化方法,通过优化获取最佳 $K$ 和 $\alpha$ ,将 $y(t)$ 分解为 $K$ 个本征模态函数(intrinsic mode function, IMF),如下式所示:

$$\begin{cases} \text{s. t.} & \sum_K u_k = y(t) \\ & u_k = A_k(t) \cos[\varphi_k(t)] \end{cases} \quad (2)$$

式中: $u_k$ —分解得到的第 $k$ 个IMF; $\varphi_k(t)$ — $u_k$ 的瞬时相位; $A_k(t)$ — $u_k$ 的瞬时幅值。

其次,将每个IMF分量进行Hilbert变换和加入指数项,将其频谱调制到相应的基频带,如下式所示:

$$\left[ \delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right] \cdot u_k(t) e^{-j\omega_k t} \quad (3)$$

式中: $\delta(t)$ —冲击函数; $\omega_k$ — $u_k$ 的中心频率。

其中: $j^2 = -1$ 。

接下来,笔者采用二次罚函数项和Lagrange乘子构建无约束变分模型,以此来求解约束条件下的每个IMF分量,如下式所示:

$$\begin{aligned} L(\{u_k\}, \{\omega_k\}, \lambda) = & \\ & \alpha \sum_K \left\| \partial_t \left[ \left( \delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) * u_k(t) \right] e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 + \\ & \| y(t) - \sum_K u_k(t) \|_2^2 + \langle \lambda(t), y(t) - \sum_K u_k(t) \rangle \end{aligned} \quad (4)$$

式中: $\alpha$ —引入拉格朗日乘子 $\lambda(t)$ 时的二次惩罚系数。

最后,初始化 $\{u_k^1\}$ 、 $\{\omega_k^1\}$ 、 $\lambda^1$ 、 $n=0$ ,笔者采用乘子交替方向算法通过依次循环迭代、更新 $u_k^{n+1}$ 、 $\omega_k^{n+1}$ 、 $\lambda^{n+1}$ ,在频域中寻求扩展拉格朗日表达式的鞍点,如下式所示:

$$\begin{cases} \hat{u}_k^{n+1}(\omega) = \frac{\hat{y}(\omega) - \sum_{i < k} \hat{u}_i^{n+1}(\omega) - \sum_{i > k} \hat{u}_i^{n+1}(\omega) + \frac{\hat{\lambda}^n(\omega)}{2}}{1 + 2\alpha(\omega - \omega_k^n)^2} \\ \omega_k^{n+1} = \frac{\int_0^\infty \omega |\hat{u}_k(\omega)|^2 d\omega}{\int_0^\infty |\hat{u}_k(\omega)|^2 d\omega} \\ \hat{\lambda}^{n+1}(\omega) = \hat{\lambda}^n(\omega) + \tau(\hat{y}(\omega) - \sum_k \hat{u}_k^{n+1}(\omega)) \end{cases} \quad (5)$$

直到满足迭代终止条件,如下式所示:

$$\sum_K \frac{\| \hat{u}_k^{n+1} - \hat{u}_k^n \|_2^2}{\| \hat{u}_k^n \|_2^2} < \varepsilon \quad (6)$$

式中： $\hat{u}_k^{n+1}(\omega)$ —信号当前剩余量  $1/(\omega - \omega_k)^2$  的维纳滤波； $\omega$ —信号频率； $\omega_k^{n+1}$ —当前分量功率谱的重心； $\varepsilon$ —判别精度；

步骤 4。将  $K$  个 IMF 进行信号叠加、重构，再通过频谱分析提取特征幅值  $V_0^k, V_i^k, V_{b1}^k, V_{b2}^k, V_{z1}^k, V_{z2}^k, V_{2R}^m, V_{pR}^m$ ；

步骤 5。在步骤 4 基础上，构建轴承故障表征指标集合  $X$ ，进行故障检测。

基于 VMD 的故障特征提取方法的流程图，如图 1 所示。

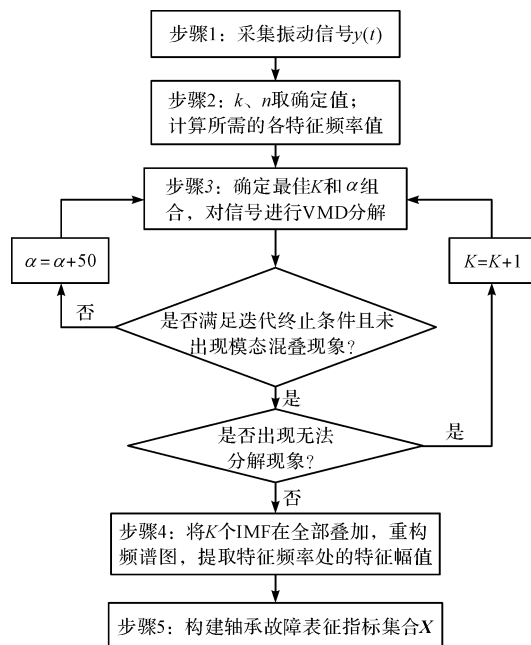


图 1 基于 VMD 特征提取流程图

### 2.2 基于 MLP 的 PMSM 轴承故障检测方法

假设指标集合  $X$  中元素总数为  $N$ ，待检测 PMSM 轴承的状况为  $M$  种，已知状况之一 ( $M \geq 2$ )，典型的 MLP 结构如图 2 所示。

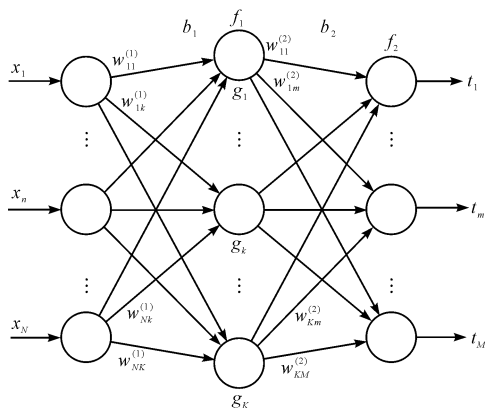


图 2 典型的 MLP 结构图

笔者提出的基于 MLP 的 PMSM 轴承故障检测方法的检测步骤如下：

(1) 采集若干个来自于同一批次和相同工况下的 PMSM 轴承振动信号；

(2) 给每个信号数据贴上标签  $\hat{T} = \{\hat{t}_1, \hat{t}_2, \dots, \hat{t}_r, \dots, \hat{t}_M\}$  ( $r=1, 2, \dots, M$ ;  $\hat{T}$  中除了  $\hat{t}_r$  为 1 外其他元素都为 0)，作为神经网络的目标向量；

(3) 按图 1 所示步骤，从每个数据中提取指标集合  $X$ ，以此作为 MLP 的网络输入；

(4) 分别取适当比例的  $X$  与对应的  $\hat{T}$ ，作为 MLP 网络的训练集、验证集和测试集。然后将验证集输入网络中进行分析计算，确定隐藏层神经元数目  $K$  的最佳取值；再将训练集输入网络中进行训练，得到基于 MLP 的 PMSM 轴承故障检测器；最后将测试集输入网络，得到检测器的准确率。

其中，中间层隐藏节点  $g_k$  的计算公式为：

$$g_k = f_1(w_{1k}^{(1)} * x_1 + w_{2k}^{(1)} * x_2 + \dots + w_{Nk}^{(1)} * x_N + b_1) \quad (7)$$

输出节点  $t_m$  的计算公式为：

$$t_m = f_2(w_{1m}^{(2)} * g_1 + w_{2m}^{(2)} * g_2 + \dots + w_{Km}^{(2)} * g_K + b_2) \quad (8)$$

式中： $w_{nk}^{(1)}$ —隐藏层第  $k$  个节点和输入层第  $n$  个输入之间的权重系数； $w_{km}^{(2)}$ —输出层第  $m$  个输出和隐藏层第  $k$  个节点之间的权重系数； $b_1, b_2$ —一层与层之间的偏差截距。

在偏置的情况下，网络模型的计算公式如下：

$$t_m = f_2 \left[ \sum_{k=1}^K \sum_{n=1}^N w_{km}^{(2)} * f_1 \left( \sum_{n=1}^N \sum_{k=1}^K w_{nk}^{(1)} * x_n + b_1 \right) + b_2 \right] \quad (9)$$

$w_{nk}^{(1)}, w_{km}^{(2)}, b_1$  和  $b_2$  的初始值使用网络的初始默认值，最终值由 MLP 网络的训练结果决定。

其中，权重系数  $w_n$  的更新公式如下：

$$w_{n+1} = w_n - \eta (J_n^T J_n + \mu I)^{-1} J_n e_n \quad (10)$$

式中： $\mu$ —正则化因子； $J_n$ —雅可比矩阵； $e_n$ —学习误差； $\eta$ —学习速率； $I$ —偏置矩阵。

网络训练过程主要是以最小化目标函数的方式，不断修改权重  $w_{nk}^{(1)}, w_{km}^{(2)}, b_1$  和  $b_2$ ，使得实际计算输出值  $T = \{t_1, t_2, \dots, t_M\}$  相对于设置的目标向量  $\hat{T}$  的平方误差最小；

(5) 采集未知轴承状况电机的振动信号，按图 1 所示步骤，从信号数据中提取表征指标集合  $X$ ，输入训练完成且准确率符合要求的检测器中，进行故障检测。

## 3 实验验证

### 3.1 模拟试验装置

为了验证笔者所提出的方法的有效性和先进性，笔者自制了一套可以模拟数控机床进给传动系统的试

验测试装置,对新方法进行验证。

试验测试装置如图3所示。

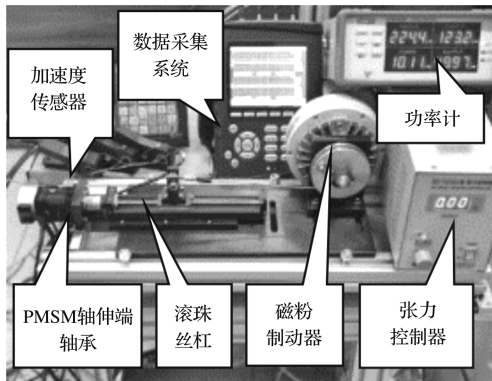


图3 试验测试装置

图3中,笔者将电机、滚珠丝杠安装在同一机架上;电机轴伸端通过联轴器与滚珠丝杠联结;通过柔性钢丝绳连接磁粉制动器与工作平台;通过张力控制器控制磁粉制动器的制动力矩来模拟负载变化。

此处所研究的轴承是电机轴伸端的深沟球轴承,加速度传感器沿着轴承径向方向垂直固定在机座上。

### 3.2 轴承的故障特征提取

笔者收集了3个同型号的PMSM,分别标记为A、B、C。其中,A为新电机;B和C的轴伸端轴承已发生故障。依据轴承故障对转子轴心轨迹的影响程度,将电机B、C的轴承故障程度评定为轻微和严重。

此处所研究的轴承为位于电机轴伸端的深沟球轴承,其型号为ISO 625ZZ,滚动体个数为7,内径、外径、滚动体直径、内沟道直径、外沟道直径和轴承节径分别为5 mm、16 mm、2.78 mm、7.8 mm、13.4 mm和10.6 mm。

此处以电机在额定转速3 000 r/min下运行,输出额定功率时的振动信号分析为例,验证基于VMD的故障特征提取方法的先进性,以及现有电机轴承故障诊断方法的不足。

其中,电机A振动信号波形如图4所示。

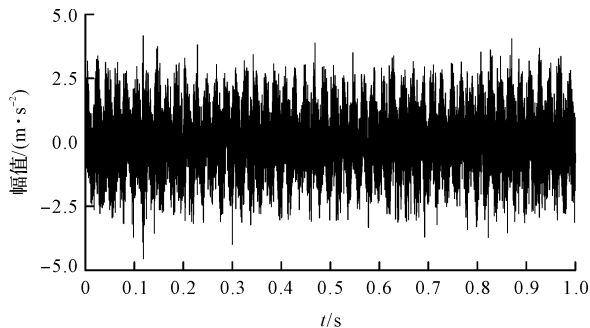


图4 电机A振动信号波形图

在  $K \in [5, 14]$ 、 $\alpha \in [200, 8\ 000]$  范围内,抽取若干

个  $K$  和  $\alpha$  组合,然后提取出PMSM轴承故障表征指标集合  $X$ ,取  $X$  的  $L^1$  范数  $\|X\|_1$  来衡量指标集合这个向量的大小,判断特征提取效果是否达到最优,如下式所示:

$$\|X\|_1 = \sum_i^N |x_i| \quad (11)$$

式中: $x_i$ —集合  $X$  中的第  $i$  个元素,集合  $X$  中元素总数为  $N$ 。

当  $K$  步进为1, $\alpha$  步进为50时,在  $K$  和  $\alpha$  的不同组合下  $\|X\|_1$  的计算值,如图5所示。

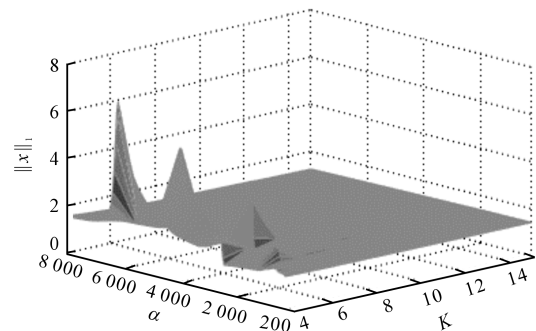


图5 在  $K$  和  $\alpha$  的不同组合下  $\|X\|_1$  的计算值

由图5可知, $K$  和  $\alpha$  的不同取值组合确实会影响特征提取效果。

按照图1所示特征提取流程,笔者首先确定出  $K$  和  $\alpha$  的最优组合为  $K=4$ 、 $\alpha=6\ 150$ ,符合图5所示计算结果;再对信号进行降噪、重构和频谱分析。

电机A振动信号频谱如图6所示。

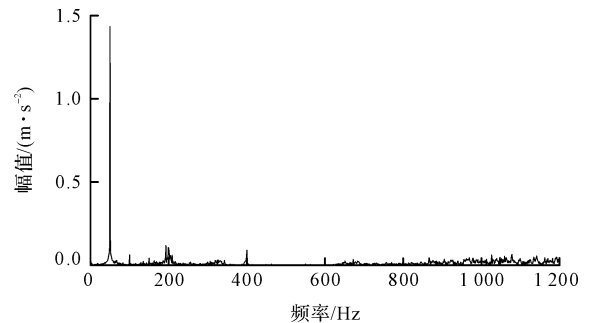


图6 电机A振动信号频谱图

同理,笔者对电机B和C的振动信号进行分析。

电机B振动信号频谱如图7所示。

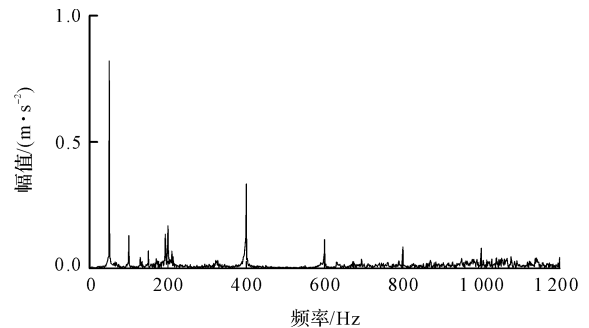


图7 电机B振动信号频谱图

电机 C 振动信号频谱如图 8 所示。

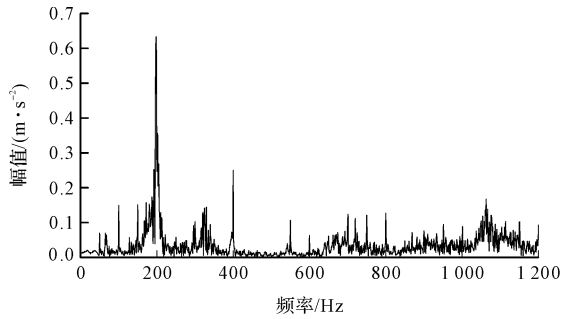


图 8 电机 C 振动信号频谱图

从理论上讲,  $k$ 、 $m$  和  $q$  的取值过大时, 提取到的特征幅值趋近于噪声频率的幅值, 无实际意义。因此, 在构建轴承故障表征指标集合  $X$  时, 笔者取  $K_c = 4$ ,  $M_R = 2$ ,  $N_p = 4$  (该电机磁极对数  $p = 4$ )。

据此, 笔者从图(6~8)中提取出与 PMSM 轴承故障特征频率对应的特征幅值。

特征幅值提取结果如表 2 所示。

表 2 特征幅值提取结果

频率代号	A 的特征幅值/ $(m \cdot s^{-2})$	B 的特征幅值/ $(m \cdot s^{-2})$	C 的特征幅值/ $(m \cdot s^{-2})$
$f_R$	1.434 6	0.820 2	0.069 9
$2f_R$	0.062 6	0.129 4	0.149 7
$4f_R$	0.105 7	0.168 2	0.633 2
$f_{z2}$	0.009 5	0.006 5	0.020 9
$2f_{z2}$	0.016 3	0.009 4	0.020 0
$3f_{z2}$	0.056 3	0.039 2	0.023 3
$4f_{z2}$	0.013 5	0.016 1	0.031 8
$f_{z1}$	0.009 7	0.009 2	0.019 0
$2f_{z1}$	0.025 3	0.024 8	0.069 8
$3f_{z1}$	0.005 0	0.015 3	0.021 8
$4f_{z1}$	0.015 3	0.043 1	0.057 2
$f_{b1}$	0.004 9	0.008 8	0.018 0
$2f_{b1}$	0.018 5	0.028 0	0.153 4
$3f_{b1}$	0.008 0	0.008 2	0.043 0
$4f_{b1}$	0.006 0	0.009 6	0.029 3
$f_o$	0.015 3	0.043 1	0.057 2
$2f_o$	0.017 3	0.014 9	0.030 3
$3f_o$	0.005 8	0.026 9	0.022 4
$4f_o$	0.002 1	0.003 3	0.009 4
$f_{b2}$	0.018 5	0.028 0	0.153 4
$2f_{b2}$	0.006 0	0.009 6	0.029 3
$3f_{b2}$	0.002 4	0.004 3	0.013 8
$4f_{b2}$	0.008 1	0.018 1	0.036 3
$f_i$	0.013 3	0.015 5	0.065 3
$2f_i$	0.002 6	0.009 5	0.019 8
$3f_i$	0.017 1	0.011 4	0.064 2
$4f_i$	0.023 8	0.024 9	0.058 4

通过分析上述对比结果可知:故障电机振动信号

的频谱图中出现了轴承故障特征频率成分;然而,电机 A 的特征幅值  $V_R$ 、 $V_{z2}^3$  大于电机 B 和 C 的,电机 A 的特征幅值  $V_{z2}$ 、 $V_{z2}^2$ 、 $V_{z1}$ 、 $V_{z1}^2$ 、 $V_o^2$ 、 $V_i^2$  大于电机 B 的,电机 B 的特征幅值  $V_R$ 、 $V_{z2}^3$ 、 $V_o^3$  大于电机 C 的。

由此可见,若采用现有的电机轴承故障诊断方法,仅依据轴承故障特征幅值的变化进行检测,容易产生误判,对 PMSM 故障轴承的检测准确度较低且无法准确地判断出故障程度。

### 3.3 滚动轴承故障检测器的训练和分析

笔者首先采集电机 A、B 和 C 在 3000 r/min 下、输出额定功率运行时的振动数据,各 120 组。接着,按照 2.1 节方法对每个数据进行特征提取,并计算表征指标集合  $X$ 。然后,按照 2.2 节方法,给每个数据贴上标签,并将每个电机数据的 50% 作为训练集、25% 作为验证集、25% 作为测试集,对 MLP 网络模型进行验证、训练和测试。通过代入验证集进行对比,发现隐藏层神经元数目  $K$  的最佳取值为 10。

神经网络的具体分类结果可以由混淆矩阵图得到,输入为  $X$  时训练集的分类结果如表 3 所示。

表 3 输入为  $X$  时训练集的分类结果

分类数目	目标 A	目标 B	目标 C	正确率/(%)
输出 A	54	0	0	30.0
输出 B	6	60	0	33.3
输出 C	0	0	60	33.3
错误率/(%)	3.3	0	0	—
合计/(%)	—	—	—	96.7

从表 3 中可以看出,总共 180 个验证集数据中,有 6 个电机 A 的数据被错分成了电机 B 的,占比 3.3%;其余分类全部正确,占比 96.7%。

笔者再输入测试集数据进行测试,输入为  $X$  时测试集的分类结果,如表 4 所示。

表 4 输入为  $X$  时测试集的分类结果

分类数目	目标 A	目标 B	目标 C	正确率/(%)
输出 A	28	0	0	31.1
输出 B	2	30	0	33.3
输出 C	0	0	30	33.3
错误率/(%)	2.2	0	0	—
合计/(%)	—	—	—	97.7

为了验证所提指标集合的先进性,依据现有电机轴承故障检测方法建立指标集合  $Y = \{V_c^k, V_{2R}^m, V_{pR}^n\}$  代替  $X$ ,进行对比试验。通过将该验证集数据输入网络发现,隐藏层神经元数目  $K$  的最佳取值是 14;再输入训练集数据,输入为  $Y$  时训练集的分类结果如表 5 所示。

表5 输入为Y时训练集的分类结果

分类数目	目标 A	目标 B	目标 C	正确率/(%)
输出 A	33	0	8	18.3
输出 B	27	60	0	33.3
输出 C	0	0	52	28.9
错误率/(%)	15	0	4.4	—
合计/(%)	—	—	—	80.6

从表5中可以看出,有27个电机A的数据被错分成了电机B的,占比15.0%;有8个电机C的数据被错分成了电机A的,占比4.4%;正确分类占比80.6%。

最后,笔者输入测试集数据进行测试,输入为Y时测试集的分类结果如表6所示。

表6 输入为Y时测试集的分类结果

分类数目	目标 A	目标 B	目标 C	正确率/(%)
输出 A	17	0	1	18.9
输出 B	13	30	0	33.3
输出 C	0	0	29	32.2
错误率/(%)	14.4	0	3.3	—
合计/(%)	—	—	—	84.4

为了验证所提检测方法的准确度,在1200 r/min、1800 r/min和3000 r/min与10%、50%和100%额定功率下,笔者采集3个电机(每个电机120组)的振动信号;然后,按照上述过程进行故障特征提取、指标集合构建、MLP网络训练,获取故障检测器;最后,将测试集输入相应的检测器,得到各个检测器对相应验证集的准确率,如表7所示。

表7 各个检测器对相应验证集的准确率

电机转速/ ( $r \cdot \min^{-1}$ )	功率/ (%)	测试集的准确率/(%)	
		指标集合 X	指标集合 Y
1200	10	92.2	83.3
1200	50	96.1	87.8
1200	100	97.2	91.7
1800	10	93.9	84.4
1800	50	97.8	87.2
1800	100	98.9	93.9
3000	10	89.7	86.7
3000	50	95.6	88.9
3000	100	96.7	96.1
平均准确率/(%)	/	95.4	88.9

对比分析结果可知:利用笔者提出的指标集合作为MLP神经网络模型输入,获得的检测器的故障检测平均准确率高达95.4%;尤其是在低负载工况下,利用笔者所提出的检测方法获得的检测精度更高。

## 4 结束语

现有的永磁同步电机(PMSM)轴承故障检测方法

存在检测准确度低的问题,为此,笔者对PMSM轴承故障表征方法和基于神经网络的检测方法进行了研究,提出了一种PMSM轴承故障归一化表征指标集合的构建方法,和一种基于VMD和MLP的PMSM轴承故障检测方法。

首先,笔者对滚动轴承故障、转子不对中和电磁力不平衡等故障的频域特征进行归一化处理,构建了故障表征指标集合;然后,对振动信号进行了降噪重构,提取了故障频域特征,并计算出了归一化指标集合,得到了一种高准确度PMSM轴承故障检测器;最后,采用试验的方式对该轴承故障检测方法的有效性和先进性进行了验证。

研究结果表明:

(1)通过归一化滚动轴承故障、转子不对中故障和电磁力不平衡故障频域特征的方法,可以构建出具有较强故障表征能力的PMSM轴承故障指标集合,解决了现有指标的故障表征能力不足问题;

(2)通过优化VMD的方法获取故障表征指标集合,再输入MLP训练PMSM轴承故障检测器的方法,平均检测准确率可以达到95.4%,解决了现有方法检测准确率较低问题;

(3)对比分析结果表明,故障归一化表征指标集合对PMSM轴承故障具有更强的故障表征能力,基于VMD和MLP的方法具有更高的故障检测准确率,尤其是针对于微弱故障信号。

在今后的工作中,笔者将在考虑轴承故障和转子动态偏心并存的基础上,针对电机轴承故障检测方法进行更深入的研究;同时,就如何更快地获取最佳的神经网络模型参数做进一步的研究。

## 参考文献(References):

- [1] 才家刚,王勇.电机轴承应用技术[M].北京:机械工业出版社,2020.
- [2] KONSTANTIN D, DOMINIQUE Z. Variational mode decomposition[J]. *IEEE Trans. Signal Processing*, 2014, 62(3):531-544.
- [3] WANG Yan-xue, MARKERT R, XIANG Jia-wei, et al. Research on variational mode decomposition and its application in detecting rub-impact fault of the rotor system[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2015, 60(1):243-251.
- [4] 钱林,康敏,傅秀清,等.基于VMD的自适应形态学在轴承故障诊断中的应用[J].*振动与冲击* 2017,36(3):227-233.
- [5] LIU Hao-dong, LI Dong-yan, YUAN Yu, et al. Fault diag-

- nosis for a bearing rolling element using improved VMD and HT[J]. **Applied Sciences**, 2019, 9(7):1439.
- [6] 郑近德, 潘海洋, 程军圣, 等. 基于自适应经验傅里叶分解的机械故障诊断方法[J]. **机械工程学报**, 2020, 56(9): 125-136.
- [7] 陈 鹏, 赵小强. 基于优化 VMD 与改进阈值降噪的滚动轴承早期故障特征提取[J]. **振动与冲击**, 2021, 40(13): 146-153.
- [8] 唐贵基, 王晓龙. 变分模态分解方法及其在滚动轴承早期故障诊断中的应用[J]. **振动工程学报**, 2016, 29(4): 638-648.
- [9] WEI Ze-xian, WANG Yan-xue, HE Shui-long, et al. A novel intelligent method for bearing fault diagnosis based on affinity propagation clustering and adaptive feature selection [J]. **Knowledge-Based Systems**, 2017, 116(1):1-12.
- [10] EWERT P, ORLOWSKA K T, JANKOW-SKA K. Effectiveness analysis of PMSM motor rolling bearing fault detectors based on vibration analysis and shallow neural networks [J]. **Energies**, 2021, 14(3): 712.
- [11] ZIA U, BILAL A L, JIN H. Detection and identification of demagnetization and bearing faults in PMSM using transfer learning based VGG[J]. **Energies**, 2020, 13(15):3834.
- [12] HAROUN S, NAIT S A, TOUATI S. Feature Selection for Enhancement of Bearing Fault Detection and Diagnosis Based on Self-Organizing Map [C]//Recent Advances in Electrical Engineering and Control Applications. New York: Springer International Publishing, 2017:233-246.
- [13] WANG Zi-wei, ZHANG Qiang-hua, XIONG Jian-bin, et al. Fault diagnosis of a rolling bearing using wavelet packet denoising and random forests[J]. **IEEE Sensors Journal**, 2017, 17(17):5581-5588.
- [14] MBO'O C P, HEROLD T, HAMEYER K. Impact of the Load in the Detection of Bearing Faults by Using the Stator Current in PMSM's[C]//2014 International Conference on Electrical Machines (ICEM). Berlin, Germany: Curran Associates, 2014:1621-1627.
- [15] XU Gao-wei, LIU Min, JIANG Zhuo-fu, et al. Bearing fault diagnosis method based on deep convolutional neural network and random forest ensemble learning[J]. **Sensors**, 2019, 19(5):1088.
- [16] KAO I H, WANG Wei-jen, LAI Yi-Horng, et al. Analysis of permanent magnet Synchronous motor fault diagnosis based on learning[J]. **IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement**, 2019, 68(2):310-324.
- [17] ANIL K, ZHOU Yu-qing, XIANG Jia-wei. Optimization of VMD using kernel-based mutual information for the extraction of weak features to detect bearing defects[J]. **Measurement**, 2021, 168(1):1-13.

[编辑:李 辉]

## 本文引用格式:

黄晓诚, 贺青川, 陈文华. 基于 VMD 与 MLP 的电机轴承故障检测方法[J]. **机电工程**, 2022, 39(7):911-918.HUANG Xiao-cheng, HE Qing-chuan, CHEN Wen-hua. Bearing fault detection method of PMSM based on VMD and MLP[J]. **Journal of Mechanical & Electrical Engineering**, 2022, 39(7):911-918.   
《机电工程》杂志: <http://www.meem.com.cn>

(上接第 876 页)

- [89] 晏静江, 刘桓龙, 柯 坚. 基于 FSI 的 U 型节流阀油流粘性热效应分析[J]. **机械科学与技术**, 2013, 32(4): 533-537.
- [90] CARMODY C J, BURRIESCI G, HOWARD I C, et al. An approach to the simulation of fluid-structure interaction in the aortic valve[J]. **Journal of Biomechanics**, 2006, 39(1):158-169.
- [91] 陈和平, 陈卫林, 胡 辉, 等. 防阀芯卡滞气阀结构: 重庆, CN207598942U[P]. 2018-07-10.
- [92] 琚永光, 余红波, 杨 勇, 等. 一种有效防止多路阀阀芯卡滞的结构: 上海, CN106594323A[P]. 2017-04-26.
- [93] QIAN J Y, MU J, HOU C W, et al. Piston-Type Valve Core Structure Which Combines Rigid Ring Surface and Flexible Base Surface, And Method Therefor: WO2021022860[P]. 2021-02-11.
- [94] FAN S, XU R, JI H, et al. Experimental investigation on contaminated friction of hydraulic spool valve[J]. **Applied Sciences**, 2019, 9(23):5230.

[编辑:雷 敏]