

基于朴素贝叶斯网络的航空发电机轴承故障诊断方法



葛乐飞¹, 宋佳赫¹, 李梓童¹, 刘英²

1. 西北工业大学, 陕西 西安 710072

2. 航空工业陕西航空电气有限责任公司, 陕西 西安 710065

摘要: 永磁同步电机(PMSM)作为航空发电机的一种,其可靠性是保障飞机性能和飞行安全的重要前提。针对航空恶劣环境下的永磁同步电机滚动轴承故障诊断问题,本文提出一种基于包络谱分析和贝叶斯(Bayesian)网络的故障诊断方法。首先对轴承振动机理、故障特征频率以及振动信号的特性进行了研究,对滚动轴承故障时域信号进行希尔伯特(Hilbert)变换提取故障特征并获取包络谱,然后与理论计算频率进行对比实现故障类别诊断;为进一步精确定位滚动轴承故障的尺寸,利用某大学滚动轴承故障数据集,通过朴素贝叶斯网络对提取的特征值集合进行训练和测试,实现故障诊断与识别;最后与神经网络、支持向量机诊断方法进行对比,该方法将故障诊断准确率提高了6.93%,证实了该方法的有效性,为提升航空发电机运行可靠性提供了理论和技术参考。

关键词: 永磁同步电机; 滚动轴承; 故障诊断; 贝叶斯网络; 包络谱; 希尔伯特变换

中图分类号: V242.44

文献标识码: A

DOI: 10.19452/j.issn1007-5453.2025.05.010

永磁同步电机(PMSM)作为一种常用的航空发电机,具有结构简单、可靠性高等优点。作为旋转机械中最重要的零部件之一,滚动轴承因其工作在高温、高压、高速的航空环境中,发生故障率同样较高^[1],近30%的机械故障与滚动轴承故障紧密相关^[2]。滚动轴承一旦发生故障造成停机运行,不仅对经济造成严重损失,甚至还会造成机毁人亡的重大安全事故^[3]。因此,采用合理简单有效的故障诊断技术对轴承的健康进行监测和管理,对于PMSM能够安全可靠持续运行有着十分重要的意义。

对PMSM滚动轴承进行故障诊断可以从数据采集、特征提取和模式识别三个阶段进行^[4]。在数据采集阶段,王杰等^[5]对故障轴承的冲击性振动信号利用自适应变分模态分解(VMD)算法进行分解及包络谱分析,对故障类型做出了准确判断。除此之外,还可以通过油样分析法、声发射技术法、温度探测法等对故障轴承进行判断。其中,振动分析法以其适用性广、特性稳定及诊断结果准确等优点受到广泛的应用^[6]。

特征提取阶段将原始信号通过各种变换方法表示为新的模式矢量,以寻求最具代表性的特征矢量。常见的时域特征主要有均值、方差、峰值和峭度等。在轴承振动信号的非平稳条件下,时域分析仍存在一定的限制。郭庆丰等^[7]通过计算轴承信号的峭度值确定故障特征信息的频段进而确定滤波器参数,利用滤波后的时域指标进行故障诊断。而常见的频域分析法包括包络谱分析^[8]、傅里叶变换(FFT)^[9]和倒频谱^[10]等方法。相比于时域分析,频域分析使信号的频率分布情况得到了更直观表示,但无法观测振动信号随时间的变化关系。参考文献[11]提出了一种基于参数优化的变模态分解方法,将原始信号分解为一系列本征模态分量,通过计算其能量熵来构建特征矢量。参考文献[12]提出一种故障信息引导变分分解方法,采用两个基于故障循环信息的嵌套统计模型,有效地提取了弱轴承的重复瞬态。时频域特征提取方法结合了时域分析和频域分析的特点,在时域和频域两个空间描述故障特征的能量密度和强度,具有分辨率高的优点。

收稿日期: 2024-09-17; 退修日期: 2024-12-19; 录用日期: 2025-02-12

基金项目: 航空科学基金(20220040051002)

引用格式: Ge Lefei, Song Jiahe, Li Zitong, et al. Naive Bayesian network based fault diagnosis method for aero-generator bearings[J]. Aeronautical Science & Technology, 2025, 36(5): 81-88. 葛乐飞, 宋佳赫, 李梓童, 等. 基于朴素贝叶斯网络的航空发电机轴承故障诊断方法[J]. 航空科学技术, 2025, 36(5): 81-88.

模式识别则是故障诊断的实质所在。何雷等^[13]利用噪声辅助局部均值分解(LMD)法有效分解振动信号,将选取的特征矢量输入反向传播(BP)神经网络,实现了故障类别的有效识别。Zhang Yushun等^[14]对时频域特征利用支持向量机(SVM)判断轴承是否发生故障,并实现了在不同工况下自动优化参数。温翔采等^[15]则提出了一种基于时频域特征和朴素贝叶斯网络(NBN)的滚动轴承故障诊断方法,具有更高的准确率。

因此,现有的滚动轴承故障诊断技术在时频域分析结合深度学习方向已做了大量研究,促进了诊断的智能化、全面化发展。但由于航空发电机中的滚动轴承长时间工作在高转速、高载荷的恶劣环境下,现有的诊断策略存在特征处理提取复杂、参数选取困难、诊断模型繁杂等问题,导致诊断准确率及鲁棒性降低,进而很大程度上影响飞机供电甚至飞行安全。本文对PMSM滚动轴承故障诊断进行研究,提出了基于希尔伯特(Hilbert)包络谱分析的数据处理方法,并基于NBN实现了滚动轴承典型故障类型识别和故障程度判断,该方法与传统BP、SVM相比,可有效地提高航空恶劣环境下的轴承故障诊断准确率及鲁棒性,为提升航空发电机系统可靠性提供了理论基础和技术参考。

1 故障机理分析

1.1 振动机理

内圈、外圈、滚动体和保持架4个部分共同构成了滚动轴承的基本结构,使其具有支承转动轴和轴上零件保持其正常工作位置和旋转精度等功能。

在滚动轴承的正常运行中,其振动信号的波动受到多种因素的影响,总体上可分为内在因素和外在因素两类。内部因素包括承受机械力、润滑、腐蚀和摩擦等;外部因素(如加工误差、装配误差以及密封不良等)也会导致轴承的性能下降。其他零部件(如轴承销和轴承座)溢出也会导致轴承工作困难。同时,加工和维护过程中不当的操作会导致轴承精度受损、相位偏差等问题^[16-17]。

在滚动轴承的运行过程中,发生在不同部位的故障点随轴承的转动产生冲击性振动。此时,其振动周期将产生变换,将此时振动通过频率定义为故障特征频率。其冲击脉冲形式不同,故障特征频率也不同^[18]。

1.2 故障特征频率

按照故障发生的部位,可将滚动轴承故障分为外圈故障、内圈故障、滚动体故障和保持架故障4类。每种故障类

型都有其特有的故障特征频率,通过推导各自对应的理论特征频率,可为轴承的故障诊断提供参考。

滚动轴承的几何参数图如图1所示,其中, θ 为滚动体和轨道的接触角; d 为滚动体直径; D_i 、 D_o 和 D 分别为滚道内圈的直径、滚道外圈的直径以及轴承中径(滚动体中心对应的轴承直径); V_o 、 V_g 和 V_i 分别为轴承外圈旋转的线速度、滚动体的移动速度和轴承内圈旋转的线速度; ω_o 和 ω_i 分别为外圈旋转角速度和内圈旋转角速度。

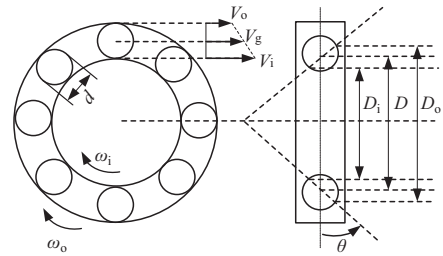


图1 滚动轴承几何参数图

Fig.1 Rolling bearing geometrical parameters

由图1中的几何关系可知, D_i 、 D_o 和 D 的关系为

$$D = (D_i + D_o) / 2 \quad (1)$$

$$D_i = D - d \cos \theta \quad (2)$$

$$D_o = D + d \cos \theta \quad (3)$$

线速度与其相对应的旋转角速度的关系为

$$V_i = \omega_i D_i / 2 \quad (4)$$

$$V_o = \omega_o D_o / 2 \quad (5)$$

假设滚动体在轨道上做理想的滚动运动,则 V_g 为 V_o 和 V_i 的平均值为

$$V_g = (V_i + V_o) / 2 = \omega_i (D - d \cos \theta) / 4 + \omega_o (D + d \cos \theta) / 4 \quad (6)$$

等式两边同时除以 πD 可得

$$f_g = f_i (1 - \frac{d}{D} \cos \theta) / 2 + f_o (1 + \frac{d}{D} \cos \theta) / 2 \quad (7)$$

式中, f_g 为滚动体以轴承中径为直径的旋转频率; f_i 为内圈的滚动频率; f_o 为外圈的滚动频率。假设 r 为内圈转速,则内圈旋转频率为

$$f = r / 60 \quad (8)$$

保持架滚动频率为(以内圈为参照物)

$$f_{ii} = f_g - f_i = (f_o - f_i) (1 + \frac{d}{D} \cos \theta) / 2 \quad (9)$$

以外圈为参照物时,保持架滚动频率为

$$f_{io} = f_o - f_g = (f_o - f_i) (1 - \frac{d}{D} \cos \theta) / 2 \quad (10)$$

假设滚动体个数为 n ,单点故障时,内圈的故障频率为

$$f_{fi}=n(f_o-f_i)(1+\frac{d}{D}\cos\theta)/2$$
 (11)

同理可得,单点故障时,外圈的故障频率为

$$f_{fo}=n(f_o-f_i)(1-\frac{d}{D}\cos\theta)/2$$
 (12)

由式(9)可得滚动体的自旋频率为

$$f_{fi}=f_{fi}\frac{D_i}{d}=\frac{D(f_o-f_i)}{2d}(1-(\frac{d}{D}\cos\theta)^2)$$
 (13)

本文采用的轴承类型为深沟球轴承,θ=0,且外圈部分静止不动,因此,f_o=0。由以上条件可得,可将故障频率的公式简化,见表1。

表1 轴承不同位置故障的特征频率公式

Table 1 Equations for characteristic frequencies of bearing failures at different locations

故障类型	特征频率公式
外圈故障	$f_{fo}=\frac{nf_i(D-d)}{2D}$
内圈故障	$f_{fi}=\frac{nf_i(D+d)}{2D}$
滚动体故障	$f_{fi}=\frac{f_i(D^2-d^2)}{2Dd}$
保持架故障	$f_g=\frac{f_i(D-d)}{2D}$

2 基于包络谱的故障分类

2.1 Hilbert 包络解调

在信号处理方面,Hilbert变换具有重要的作用,通过将实信号β(t)拓展到复平面,使其满足柯西-黎曼方程,可将一维的实数信号转换为二维的复平面信号,其中复数的模和幅角分别代表信号的幅度和相位。

在 Hilbert 变换应用于故障诊断进行包络解调时,一般遵循以下步骤。

(1) 对实信号β(t)进行 Hilbert 变换

$$\alpha(t)=\frac{\beta(t)}{\pi t}=\frac{1}{\pi}\int_{-\infty}^{+\infty}\frac{\beta(\tau)}{\beta(t-\tau)}d\tau$$
 (14)

式中,t为时间;τ为某一时刻;α(t)为包络解调信号;1/πt为冲击响应。

(2) 基于包络解调信号α(t)构造一个复信号s(t),定义为实信号β(t)的解析信号

$$s(t)=\alpha(t)+j\hat{\alpha}(t)$$
 (15)

(3)求复信号s(t)的幅值a(t),a(t)为实信号β(t)的包络信号

$$a(t)=\sqrt{\alpha^2(t)+\hat{\alpha}^2(t)}$$
 (16)

(3) 对a(t)进行FFT,可求出β(t)的包络谱为

$$A(f)=\int_{-\infty}^{+\infty}a(t)e^{-j2\pi ft}dt$$
 (17)

当故障状态下的滚动轴承匀速稳态运行时,通过 Hilbert 变换求解得到包络信号;对该包络信号进行 FFT 分析获取频谱,即包络谱。包络谱展示了包络信号中不同频率分量的幅度和相位信息;然后通过观察包络谱的主频及倍频信息,与不同故障的特征频率进行对比,即可诊断滚动轴承的故障类型,具体流程如图2所示。

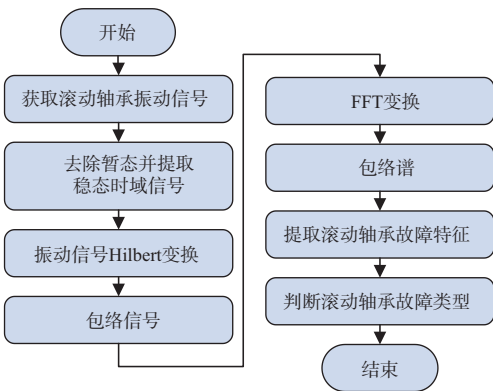


图2 滚动轴承故障分析流程

Fig.2 Flow chart of rolling bearing failure analysis

2.2 仿真分析

本文采用某大学提供的滚动轴承故障数据。轴承数据采集平台收集了正常轴承(Normal)、单点驱动端(DE)和风扇端(FE)缺陷的数据。本节采用驱动端故障时,采样频率为12kHz、电机负载为0、转速为1797r/min、故障直径为0.1778mm的内圈、外圈以及滚动体故障为例与正常信号进行对比仿真分析。轴承型号为6205-2RS JEM SKF 深沟球轴承,轴承的具体规格见表2。通过1.2节计算不同故障下的故障特征频率见表3。

如图3所示,通过对比一个正常状态和三种故障状态的FFT频谱可以观察到,故障信号在高频段存在能量聚集,有明显的谱线存在,即出现了由故障振动信号中冲击成分引起的高频共振现象。由于信号调制,在频谱图中没有明显的谱线,无法反映故障的具体类型。因此,需通过包络解

表2 试验使用滚动轴承的规格

Table 2 Specifications of experimentally used rolling bearings

名称	规格/mm
内圈直径D _i	25
节径D	39.04
外圈直径D _o	52
滚动体直径d	7.94
滚动体个数n	9

表3 各部位故障频率

Table 3 Failure frequency of each part

故障部位	频率/Hz	内圈旋转频率的倍数
内圈故障	107.365	5.4152
外圈故障	162.185	3.5848
滚动体故障	70.583	2.3567

调提取低频的滚动轴承故障特征频率。

由表3可知,滚动轴承内圈故障、外圈故障、滚动体故障的特征频率理论值分别为107.365Hz、162.185Hz和70.583Hz。由图4可知,在误差允许的范围内,故障特征频率在内圈、外圈故障的包络谱中得到了良好的体现,即在五倍频、三倍频位置处存在明显峰值。对于滚动体故障,其时域波形的冲击成分不具有明显的周期性,因此,在基于上述方法进行包络解调分析时,在低频段解调出的特征频率峰值与理论值相对存在较大误差,但其二倍频接近峰值,因此,可实现故障类别的判断。

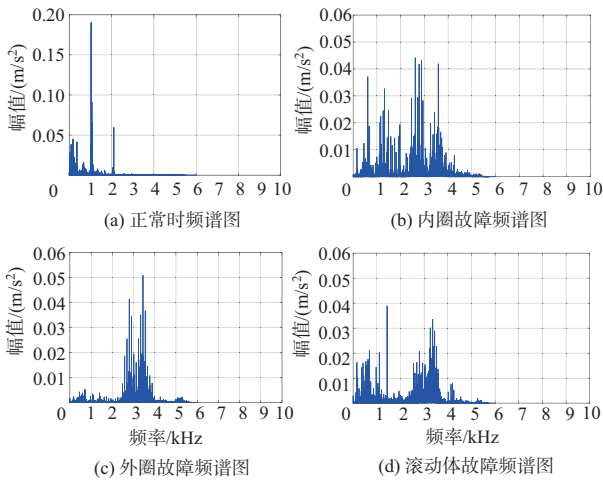


图3 滚动轴承FFT频谱图

Fig.3 Rolling bearing FFT spectrogram

3 基于朴素贝叶斯的故障诊断

3.1 故障特征提取

本节故障诊断采用采样频率为12kHz、转速为1797r/min的驱动端数据,包括三种不同故障类型的不同故障程度数据及正常运行时轴承的振动数据,数据集分布情况见表4,具体流程如图5所示。

首先,对上述10种状态进行数据处理。设置滑动窗口的大小为1000、每个故障类型的样本量为120、每个样本的数据量为1024;对10种状态的数据进行滑窗处理,得到的结果分别写入各自变量中;将10组变量写入数据,即为

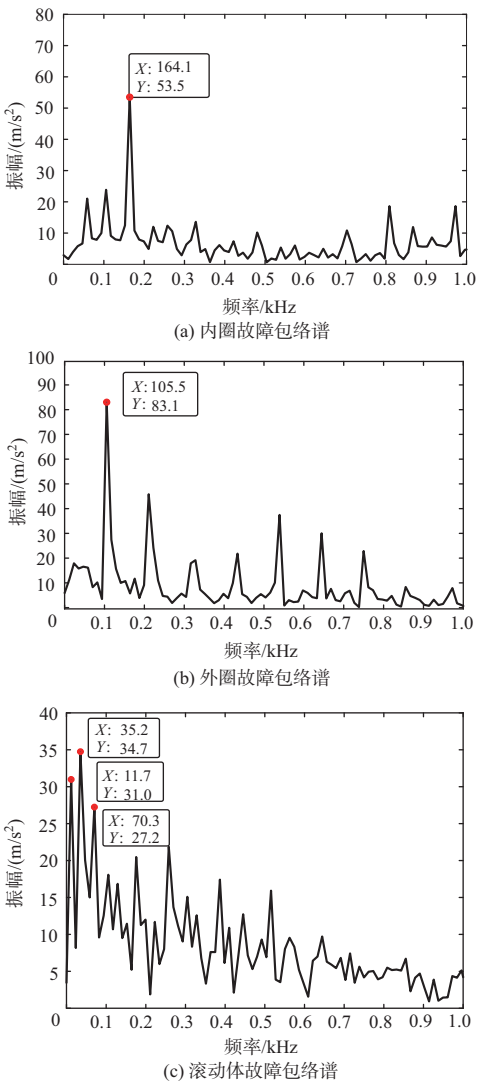


图4 滚动轴承包络谱

Fig.4 Rolling bearing envelope spectrum

表4 试验数据集

Table 4 Experimental data set

故障类型	故障尺寸/mm	标签编号
正常	—	N0
滚动体故障	0.1778	F1
	0.3556	F4
	0.5334	F7
外圈故障	0.1778	F2
	0.3556	F5
	0.5334	F8
内圈故障	0.1778	F3
	0.3556	F6
	0.5334	F9

(120×10)×1024的数组。其次,对数组进行特征量提取。提取每个样本量的时域和频域特征,其中时域特征包括最大

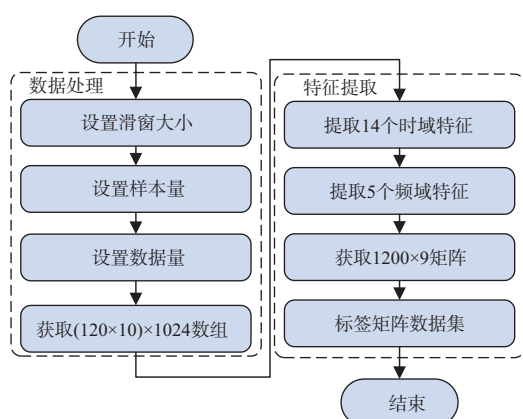


图5 故障特征提取流程

Fig.5 Flowchart of fault feature extraction

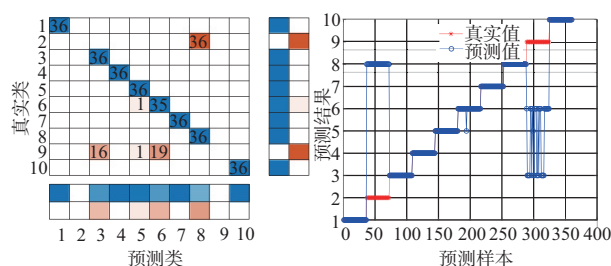
值、最小值、平均值、峰峰值、绝对值的平均值、方差、标准差、峭度、偏度、均方根、波形因子、峰值因子、脉冲因子和裕度因子。频域特征则包括重心频率、均方频率、均方根频率、频率方差和频率标准差。因此,将得到代表数据故障特征的 1200×19 的矩阵,对每一行数据进行标签以便识别故障种类及故障程度。

3.2 贝叶斯仿真结果及对比

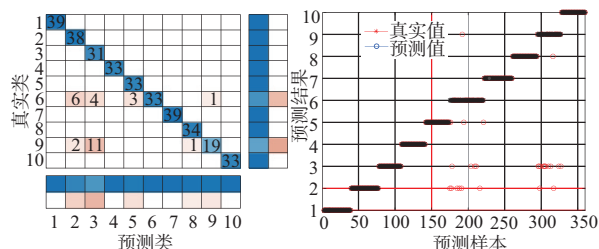
贝叶斯网络可针对解决推理领域中不确定知识表达的问题,将其应用于轴承故障诊断方面可有效利用历史数据推理不完备信息,并提高其容错能力。而朴素贝叶斯分类器(NBC)以贝叶斯原理为基础^[19],在先验概率基础上依据每次检测获取的新数据进而计算后验概率而做出新的判断^[20]。虽然该方法构建过程简单,参数学习较为容易,但具备灵活高校的学习机制,较高的泛化能力、效率以及分类精度^[21-25]。

将每个故障的120组故障样本以7:3的比例分为训练集和测试集,并对每种故障类型设置不同的标签,故NBN的训练集共有 $84 \times 10 = 840$ 组故障样本,测试集则有360组故障样本。设置故障特征数据集中19个特征值为输入,标签为输出。同时利用BP神经网络、SVM算法与该方法进行对比,各方法混淆矩阵和诊断结果如图6所示。

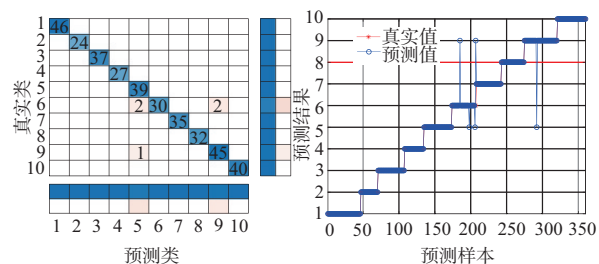
由图6可知,基于BP神经网络、SVM的轴承故障诊断结果准确率分别为79.72%和92.22%,而利用NBN故障诊断的准确率结果为98.61%,显著优于以上两种方法。同时,混淆矩阵显示,BP和SVM故障识别错误率显著高于NBN法。因此,即使是使用最基础的NBN,在故障诊断方面,准确率也较为理想,说明了选取NBN进行故障诊断的正确性和有效性。



(a) BP神经网络法混淆矩阵与诊断结果(准确率=79.7222%)



(b) SVM法混淆矩阵与诊断结果(准确率=92.2222%)



(c) NBN法混淆矩阵与诊断结果(准确率=98.6111%)

图6 各方法仿真结果对比

Fig.6 Comparison between simulation results of each method

4 结论

针对航空系统用PMSM的滚动轴承故障问题,本文提出一种基于Hilbert包络谱分析的朴素贝叶斯网络故障诊断方法,并且通过与传统BP和SVM相比,验证了该方法的有效性和准确性。通过研究,得出以下结论:

(1)本文提出的基于Hilbert包络谱分析的滚动轴承故障类别识别方法在前人的研究基础上进行了创新,该方法不依赖参数优化,具有良好的故障诊断准确率和鲁棒性,适用于航空发电机恶劣环境下的轴承故障诊断。

(2)本文提出的基于朴素贝叶斯的滚动轴承故障程度诊断方法在显著减少算法及数据处理复杂度的基础上,相比于传统算法,提升了对故障严重程度的判定准确率,可利用该方法或基于此研究的后续优化方法为航空环境下轴承故障的诊断策略提供技术支持。

(3)本文故障诊断方法仅仅是对滚动轴承故障与否、故障类型及其严重程度的判定分析,对于不同故障部位的具体

失效原因,后续可以参照本文的研究方法利用贝叶斯网络模型的建立与推理实现相应的失效模态分析以解决轴承失效分析中的多样性、层次性和不确定性问题。

AST

参考文献

- [1] 陆志杰, 王志良, 鄢小安, 等. 变分模态分解方法在轴承故障诊断中的应用研究进展[J]. 润滑与密封, 2024, 49(9): 178-190.
Lu Zhijie, Wang Zhiliang, Yan Xiaolan, et al. Research progress in application of variational mode decomposition method in bearing fault diagnosis[J]. Lubrication Engineering, 2024, 49(9): 178-190. (in Chinese)
- [2] 常竞, 温翔. 大数据统计趋势分析和PCA的滚动轴承早期故障诊断[J]. 机械科学与技术, 2019, 38(5): 721-729.
Chang Jing, Wen Xiang. Big data-driven statistic trend analysis and PCA for incipient fault diagnosis of rolling bearings[J]. Mechanical Science and Technology for Aerospace Engineering, 2019, 38(5): 721-729. (in Chinese)
- [3] 杨雅奇, 张彩红, 林繁云. 滚动轴承故障诊断技术综述[J]. 山东化工, 2021, 50(21): 83-84+87.
Yang Yaqi, Zhang Caihong, Lin Fanyun. Overview of fault diagnosis techniques for rolling bearings[J]. Shandong Chemical Industry, 2021, 50(21): 83-84+87. (in Chinese)
- [4] 蒋沁宇. 基于振声信号的设备故障诊断算法研究[D]. 济南: 山东大学, 2021.
Jiang Qinyu. Equipment fault diagnosing algorithms based on vibration and acoustic signal[D]. Ji'nan: Shandong University, 2021. (in Chinese)
- [5] 王杰, 郭世伟. 自适应VMD算法在滚动轴承故障诊断方面的应用[J]. 机电工程技术, 2020, 49(11): 4.
Wang Jie, Guo Shiwei. Application of adaptive VMD algorithm in fault diagnosis of rolling bearing[J]. Mechanical & Electrical Engineering Technology, 2020, 49(11): 4. (in Chinese)
- [6] 徐可, 陈宗海, 张陈斌, 等. 基于经验模态分解和支持向量机的滚动轴承故障诊断[J]. 控制理论与应用, 2019, 36(6): 8.
Xu Ke, Chen Zonghai, Zhang Chenbin, et al. Rolling bearing fault diagnosis based on empirical mode decomposition and support vector machine[J]. Control Theory & Applications, 2019, 36(6): 8. (in Chinese)
- [7] 郭庆丰, 王成栋, 刘佩森. 时域指标和峭度分析法在滚动轴承故障诊断中的应用[J]. 机械传动, 2016, 40(11): 172-175.
Guo Qingfeng, Wang Chengdong, Liu Peisen. Application of time domain index and kurtosis analysis method in the fault diagnosis of rolling bearing[J]. Journal of Mechanical Transmission, 2016, 40(11): 172-175. (in Chinese)
- [8] 沙云东, 陈兴武, 栾孝驰, 等. 基于小波包分解-峭度值指标-希尔伯特包络解调融合方法处理声发射信号的滚动轴承故障诊断[J]. 科学技术与工程, 2023, 23(21): 9315-9323.
Sha Yundong, Chen Xingwu, Luan Xiaochi, et al. Fault diagnosis of rolling bearing based on acoustic emission signal analysis by WPD-KI-HED combination method[J]. Science Technology and Engineering, 2023, 23(21): 9315-9323. (in Chinese)
- [9] 黄斯琪, 谭志银, 杨思国, 等. 改进的傅里叶分解方法及其在滚动轴承故障诊断中的应用[J]. 振动与冲击, 2023, 42(12): 178-186.
Huang Siqi, Tan Zhiyin, Yang Siguo, et al. An improved Fourier decomposition method and its application in fault diagnosis of rolling bearings[J]. Journal of Vibration and Shock, 2023, 42(12): 178-186. (in Chinese)
- [10] 孙伟, 李新民, 金小强, 等. 基于MCKD和增强倒频谱的直升机自动倾斜器滚动轴承故障诊断方法[J]. 振动与冲击, 2019, 38(2): 164-168.
Sun Wei, Li Xinmin, Jin Xiaoqiang, et al. Fault diagnosis method for helicopter swash-plate rolling bearings based on the MCKD and envelope cepstrum[J]. Journal of Vibration and Shock, 2019, 38(2): 164-168. (in Chinese)
- [11] He Deqiang, Liu Chenyu, Jin Zhenzhen, et al. Fault diagnosis of flywheel bearing based on parameter optimization variational mode decomposition energy entropy and deep learning[J]. Energy, 2022, 239: 122108.
- [12] Ni Qing, Ji J C, Feng Ke, et al. A fault information-guided variational mode decomposition method for rolling element bearings diagnosis[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2022, 164(5): 108216.
- [13] 何雷, 刘溯奇, 蒋婷, 等. 基于改进LMD与BP神经网络的变速箱故障诊断[J]. 机械传动, 2020, 44(1): 171-176.
He Lei, Liu Suqi, Jiang Ting, et al. Gearbox fault diagnosis based on improved LMD and BP neural network[J]. Journal of

- Mechanical Transmission, 2020, 44(1): 171-176. (in Chinese)
- [14] Zhang Yushun, Gao Qingwei, Lu Yixiang, et al. A novel intelligent method for bearing fault diagnosis based on Hermitian scale-energy spectrum[J]. IEEE Sensors Journal, 2018, 18(16): 6743-6755.
- [15] 温翔采, 张清华, 胡勤, 等. 基于时频域特征和朴素贝叶斯的滚动轴承故障诊断方法研究[J]. 河南科技, 2024, 51(7): 18-24.
- Wen Xiangcai, Zhang Qinghua, Hu Qin, et al. Research on fault diagnosis method for rolling bearings based on time frequency domain features and naive Bayes[J]. Henan Science and Technology, 2024, 51(7): 18-24. (in Chinese)
- [16] 吴鑫坤. 基于振动信号分析和神经网络的滚动轴承故障诊断[D]. 青岛: 青岛科技大学, 2023.
- Wu Xinkun. Fault diagnosis of rolling bearing based on vibration signal analysis and neural network[D]. Qingdao: Qingdao University of Science & Technology, 2023. (in Chinese)
- [17] 谢东东. 基于优化深度置信网络的风电机组轴承故障诊断与预测[D]. 无锡: 江南大学, 2023.
- Xie Dongdong. Fault diagnosis and prediction of wind turbine bearing based on optimized deep[D]. Wuxi: Jiangnan University, 2023. (in Chinese)
- [18] 张大海, 蒋勇建, 顾欣星, 等. 变转速工况海上风机传动系统状态监测与故障诊断技术现状及发展趋势[J]. 船舶工程, 2024, 46(1): 30-44.
- Zhang Dahai, Jiang Yongjian, Gu Xinxing, et al. Current status and development trends of status monitoring and fault diagnosis technology for offshore wind turbine transmission systems under variable speed operating conditions[J]. Ship Engineering, 2024, 46(1): 30-44. (in Chinese)
- [19] 杨锡运, 张艳峰, 叶天泽, 等. 基于朴素贝叶斯的风电功率组合概率区间预测[J]. 高电压技术, 2020, 46(3): 1099-1108.
- Yang Xiyun, Zhang Yanfeng, Ye Tianze, et al. Prediction of combination probability interval of wind power based on naive Bayes[J]. High Voltage Engineering, 2020, 46(3): 1099-1108. (in Chinese)
- [20] 束美艳, 魏家玺, 周也莹, 等. 基于朴素贝叶斯分类的柑橘叶片溃疡病诊断[J]. 浙江大学学报, 2021, 47(4): 429-438.
- Shu Meiyan, Wei Jiaxi, Zhou Yeying, et al. Diagnosis of citrus leaf canker disease based on naive Bayesian classification[J]. Journal of Zhejiang University, 2021, 47(4): 429-438. (in Chinese)
- [21] 舒一飞, 郭汶昇, 樊博, 等. 基于实例和属性加权朴素贝叶斯的电气故障分类研究[J]. 计算机测量与控制, 2022, 30(5): 169-174+180.
- Shu Yifei, Guo Wensheng, Fan Bo, et al. Research on electrical fault classification based on instance and attribute weighted native bayes[J]. Computer Measurement & Control, 2022, 30(5): 169-174 + 180. (in Chinese)
- [22] 崔榕峰, 马海, 郭承鹏, 等. 基于贝叶斯超参数优化的 Gradient Boosting 方法的导弹气动特性预测[J]. 航空科学技术, 2023, 34(7): 22-28.
- Cui Rongfeng, Ma Hai, Guo Chengpeng, et al. Prediction of missile aerodynamic data based on gradient boosting under bayesian hyperparametric optimization[J]. Aeronautical Science & Technology, 2023, 34(7): 22-28. (in Chinese)
- [23] 易阳, 陆中, 李超, 等. 基于贝叶斯网络的某型航空发动机失去推力控制分析[J]. 航空科学技术, 2021, 32(11): 87-94.
- Yi Yang, Lu Zhong, Li Chao, et al. Analysis of loss of thrust control for a certain aeroengine based on Bayesian network[J]. Aeronautical Science & Technology, 2021, 32(11): 87-94. (in Chinese)
- [24] 王鹏, 王大为, 何晶晶. 误差状态卡尔曼滤波的视觉惯性自适应融合定位方法研究[J]. 航空科学技术, 2024, 35(4): 104-111.
- Wang Peng, Wang Dawei, He Jingjing. Vision inertia adaptive fusion method for attitude determination based on error state Kalman filter[J]. Aeronautical Science & Technology, 2024, 35(4): 104-111. (in Chinese)
- [25] 李淮, 黄诗怡, 刘宏明, 等. 无人机集群对抗决策算法研究综述[J]. 航空科学技术, 2024, 35(4): 9-17.
- Li Wei, Huang Shiyi, Liu Hongming, et al. Review of UAV swarm air-combat decision-making algorithms[J]. Aeronautical Science & Technology, 2024, 35(4): 9-17. (in Chinese)

Naive Bayesian Network Based Fault Diagnosis Method for Aero-generator Bearings

Ge Lefei¹, Song Jiahe¹, Li Zitong¹, Liu Ying²

1. Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China

2. AVIC Shaanxi Aero Electric Co., Ltd., Xi'an 710065, China

Abstract: As a kind of aviation generator, the reliability of permanent magnet synchronous motor (PMSM) is an important prerequisite to guarantee the performance of aircraft and flight safety. Aiming at the fault diagnosis problem of the rolling bearing of permanent magnet synchronous motor in the harsh environment of aviation, this paper proposes a fault diagnosis method based on envelope spectral analysis and Bayesian network. Firstly, the bearing vibration mechanism, fault characteristic frequency and the characteristics of the vibration signal are studied, and the rolling bearing fault time domain signal is subjected to Hilbert transform to extract the fault characteristics and obtain the envelope spectrum, and then compared with the theoretically calculated frequency to realize the diagnosis of the fault category; in order to further accurately locate the dimensions of the rolling bearing faults, the rolling bearing fault dataset of a university is used to train and test the extracted feature value set through the plain Bayesian network. The set of eigenvalues is trained and tested to realize fault diagnosis and identification; finally, compared with neural network and support vector machine diagnosis methods, the method improves the accuracy of fault diagnosis by 6.93%, which confirms the validity of the method, and provides theoretical and technological references to enhance the operational reliability of aviation generators.

Key Words: PMSM; rolling bearing; fault diagnosis; Bayesian network; envelope spectrum; Hilbert transform

Received: 2024-09-17; **Revised:** 2024-12-19; **Accepted:** 2025-02-12

Foundation item: Aeronautical Science Foundation of China(20220040051002)