

# 基于贝叶斯分类的核电站泵类设备振动故障诊断方法

宋怡

(成都理工大学工程技术学院, 四川 乐山 614099)

**摘要:**传统方法在诊断设备振动故障时,仅提取了振动信号时域特征作为故障向量,导致故障诊断准确率较低、诊断时间较长,故设计了基于贝叶斯分类的核电站泵类设备振动故障诊断方法,在采集泵类设备振动信号后,重构振动信号低频部分并提取信号的时域和频域向量。将提取结果作为贝叶斯分类器的条件属性变量,计算变量归于故障类别的信息熵,选择最高信息熵对应的故障类别作为诊断结果。结果表明:该方法在提高故障诊断准确率的同时缩短了诊断时间。

**关键词:**贝叶斯分类;泵类设备;振动信号;时域特征;频域特征;故障类别

**中图分类号:**TP277.3 **文献标志码:**B **文章编号:**1671-5276(2023)04-0064-04

## Vibration Fault Diagnosis Method of Pump Equipment in Nuclear Power Plant Based on Bayesian Classification

SONG Yi

(The Engineering and Technology College of Chengdu University of Technology, Leshan 614099, China)

**Abstract:** In view of low accuracy and long diagnosis time by traditional methods which only extract vibration signal time domain features as fault vectors in vibration fault diagnosis, this study designs a vibration fault diagnosis method based on Bayesian classification for nuclear power plant pump equipment. After the vibration signal of pump equipment is collected, the low frequency part of the vibration signal is reconstructed, and the time domain and frequency domain vectors of the signal are extracted. The extracted results are used as conditional attribute variables of Bayesian classifier, the information entropy of the variables attributed to the fault category is calculated, and the fault category corresponding to the highest information entropy is selected as the diagnosis result. The results show that the designed method can improve the accuracy of fault diagnosis and shorten the diagnosis time simultaneously.

**Keywords:** Bayesian classification; pump equipment; vibration signal; time domain characteristics; frequency domain characteristics; fault type

## 0 引言

随着工业生产技术的进步,作为一种关键设备,核电站泵类设备逐渐向多功能、高自动、复杂化方向发展。泵类设备在运行过程中容易发生各种故障,无法正常工作,严重时会造成生产系统瘫痪,为核电站带来经济损失<sup>[1-2]</sup>。为保证泵类设备的运行稳定性,有必要设计一种振动故障诊断方法,通过振动参数提取故障特征,在不停机的情况下,实现故障诊断,减小振动对泵类设备安全可靠的影响<sup>[3-4]</sup>。

现阶段,设备振动故障诊断相关研究已取得较大进展。文献[5]提出基于一维 CNN 参数优化的振动故障诊断,通过 CNN“端-端”特性,利用多目标粒子群优化算法,对振动信号进行小波分析和频域分析,建立故障诊断模型,但该方法故障特征分类不够细化,故障诊断准确率较低。文献[6]提出基于振动信号分析的振动故障诊断,采集振动信号,分析设备产生振动的特征频率,通过设备运行参数的最优取值,验证故障诊断结果,但该方法存在故

障诊断耗时较长的问题。

针对以上问题,结合现有的研究成果,提出基于贝叶斯分类的核电站泵类设备振动故障诊断方法,贝叶斯分类用于描述数据的相关性,可以保证故障诊断数据的完整性,确定数据的故障类别。

## 1 方法设计

### 1.1 预处理核电站泵类设备振动信号

采集核电站泵类设备振动信号,滤除故障信号的噪声和干扰,确保预处理后的信号接近真实的故障信号。选择振动传感器,采集泵类设备动态信号,由于振动信号存在噪声污染,须消除信号噪声部分。描述含噪声的泵类设备振动信号,表达式为

$$A(i) = B(i) + aC(i) \quad (1)$$

式中: $A(i)$ 为采样点 $i$ 的含噪声信号; $C(i)$ 为噪声; $a$ 为噪声水平; $B(i)$ 为真实信号<sup>[7]</sup>。泵类设备工作环境的噪声

近似服从高斯分布,假定  $C(i)$  为高斯噪声,利用最小二乘法,拟合  $C(i)$  趋势项,多项式函数为

$$C(i) = b_0 + b_1 i + b_2 i^2 + \dots + b_m i^m \quad (2)$$

式中:  $b_j$  为待定系数,  $j \in (0, m)$ ;  $m$  为多项式的阶。计算  $A(i)$  和  $C(i)$  差值的累积平方和  $c$ , 公式为

$$c = \sum_{i=1}^n \sum_{j=0}^m (b_j A(i) - C(i))^2 \quad (3)$$

式中  $n$  为采样点数量<sup>[8]</sup>。取  $c$  对  $b_j$  的偏导  $\frac{\partial c}{\partial b_j}$  为 0,  $m$  为 0, 代入式(3), 得到以下方程:

$$\sum_{i=1}^n b_0 i - \sum_{i=1}^n C(i) i^2 = 0 \quad (4)$$

求解线性方程组, 得到趋势项的截距  $b_0$  为  $\frac{\sum_{i=1}^n C(i)}{n}$ ,

令  $A(i)$  减去  $C(i)$  趋势项, 对振动信号进行去趋势项分解, 得到去趋势项信号  $D(i)$ <sup>[9]</sup>。多层小波分解去趋势项信号  $D(i)$ , 得到低频和低频信号, 低频信号富含振动信息, 高频信号富含噪声。采用门限阈值法, 比较阈值和小波系数的绝对值, 设分解去趋势项信号  $D(i)$  的小波系数为  $d$ , 小波系数计算公式为

$$d = \begin{cases} E - \frac{f}{e^{\frac{E-f}{F}}}, & d > f \\ 0, & d < f \end{cases} \quad (5)$$

式中:  $F$  为任意正常数;  $f$  为阈值;  $E$  为可变参数, 改变  $E$  值, 使小波系数  $d$  在软、硬阈值函数之间变动<sup>[10]</sup>。设置小波分解的层数, 利用小波系数  $d$ , 处理去趋势项信号  $D(i)$ , 去除高频系数的高频信号, 重构低频系数的低频信号, 保留振动信息, 得到消噪后的振动信号。至此完成核电站泵类设备振动信号的预处理。

## 1.2 提取核电站泵类设备振动信号故障特征

针对预处理后的核电站泵类设备振动信号, 提取故障特征, 包括时域和频域特征。统计振动信号的时域参数, 设振动信号的离散时间序列为  $\{g_1, g_2, \dots, g_n\}$ ,  $i \in (1, n)$ , 计算信号波形指标  $G_1$ , 公式为

$$G_1 = \frac{\sqrt{\sum_{i=1}^n \frac{g_i^2}{n}}}{\sum_{i=1}^n \frac{g_i}{n}} \quad (6)$$

计算信号峰值指标  $G_2$ , 公式为

$$G_2 = \frac{\max\{g_i\}}{\sqrt{\sum_{i=1}^n \frac{g_i^2}{n}}} \quad (7)$$

计算信号脉冲指标  $G_3$ , 公式为

$$G_3 = \frac{\max\{g_i\}}{\sum_{i=1}^n \frac{g_i}{n}} \quad (8)$$

计算信号裕度指标  $G_4$ , 公式为

$$G_4 = \frac{\max\{g_i\}}{\left(\sqrt{\sum_{i=1}^n |g_i| / n}\right)^2} \quad (9)$$

计算信号峭度指标  $G_5$ , 公式为

$$G_5 = \frac{\sum_{i=1}^n \frac{g_i^4}{n}}{\left(\sqrt{\sum_{i=1}^n \frac{g_i^2}{n}}\right)^4} \quad (10)$$

计算信号偏斜度指标  $G_6$ , 公式为

$$G_6 = \frac{\sum_{i=1}^n \frac{g_i^3}{n}}{\left(\sqrt{\sum_{i=1}^n \frac{g_i^2}{n}}\right)^3} \quad (11)$$

将  $G_1, G_2, G_3, G_4, G_5, G_6$  作为泵类设备振动信号的时域特征, 设备故障状态不同, 时域特征量也不同<sup>[11]</sup>。提取振动信号的频域特征, 选取多个频率的谱值, 形成频域特征量, 每个特征量分别对应一个泵类设备的振动原因。计算信号的瞬时频率  $H_1$ , 公式为

$$H_1 = \frac{dh(t)}{dt} \quad (12)$$

式中  $h(t)$  为振动信号时间序列的瞬时相位<sup>[12]</sup>。利用瞬时频率  $H_1$ , 描述单分量的故障信号, 叠加多个信号的瞬时频率, 表现出泵类设备的全局特征。采用经验模态分解法, 描述振动信号不同频域的能量分布, 计算信号最高频率的能量分量  $H_2$ , 公式为

$$H_2 = \int_{-\infty}^{\infty} \left(\sum_{i=1}^n g_i(t)\right)^2 dt \quad (13)$$

利用能量分量反映泵类设备故障状态, 根据特征参数分布情况, 反映不同故障状态的差别, 将  $H_1, H_2$  作为振动信号的频域特征<sup>[13]</sup>。至此完成对核电站泵类设备振动信号故障特征的提取。

## 1.3 基于贝叶斯分类诊断核电站泵类设备振动故障

采用贝叶斯分类, 确定振动信号故障特征的归属类别, 诊断泵类设备振动故障。建立贝叶斯分类器, 将振动信号的时域和频域特征  $G_1, G_2, G_3, G_4, G_5, G_6, H_1, H_2$  作为条件属性变量合集, 设泵类设备振动故障类型数量为  $I$ , 则数据集包含  $I$  个类别, 由于每种振动故障共有多个故障特征, 判断每个类别分别具有  $N$  个条件属性变量。假设设备第  $O$  类振动故障为  $J_o$ ,  $O \in (1, I)$ , 第  $l$  个条件属性变量为  $K_l$ ,  $l \in (1, N)$ , 根据贝叶斯公式, 计算故障类别  $J_o$  的条件概率  $M$ , 公式为

$$M = \prod_{o=1}^I \prod_{l=1}^N O(J_o | K_l) \quad (14)$$

式中  $O(\cdot)$  为条件属性变量  $K_l$  归于故障类别  $J_o$  的条件概率<sup>[14]</sup>。设  $J_o, K_l$  的先验概率分别为  $P(J_o), P(K_l)$ , 计算  $K_l$  归于  $J_o$  后验概率  $Q$ , 公式为

$$Q(J_o | K_l) = \frac{P(J_o) M}{P(K_l)} \quad (15)$$

为条件属性变量  $K_l$  分配权值  $p_l$ , 得到加权后的故障特征, 计算  $K_l$  关于故障类别  $J_o$  的信息熵  $q(J_o | K_l)$ , 公式为

$$q(J_o | K_l) = \frac{Q(J_o | K_l)}{p_l \sum_{l=1}^N (\ln P(K_l) / P(K_l))} \quad (16)$$

统计故障特征  $K_i$  归于各个故障类别  $J_o$  的信息熵,选择最高信息熵  $q(J_o | K_i)$  对应的故障类别作为条件属性变量的归属类别,视为泵类设备的振动故障<sup>[15]</sup>。至此完成泵类设备振动故障的诊断,实现基于贝叶斯分类的核电站泵类设备振动故障诊断方法设计。

## 2 实例分析

将此次设计的基于贝叶斯分类的核电站泵类设备振动故障诊断方法与基于一维 CNN 参数优化的诊断方法、基于振动信号分析的诊断方法展开对比实验。

### 2.1 模拟离心泵振动故障

将 2BA-6A 型离心泵作为研究对象,电动机型号为 JZS2-51-1,振动传感器型号为 CZF/BZF,可以最大限度获得动态信号变化,把振动传感器安装在离心泵的泵轴上,用支架固定。启动离心泵,依次设定各种故障,分别测取离心泵正常、不平衡、碰磨、松动状态下的振动信号。模拟不平衡时,松开离心泵的联轴器;模拟碰磨时,在联轴器上安装圆盘;模拟松动时,松开离心泵底座螺栓。设置振动传感器的采样间隔和频率分别为 25 r/min、500 Hz,离心泵转速由 500 r/min 上升至 2 500 r/min,由 1 022 个采样点组成时间序列,得到一帧振动信号,每个转速获得 100 帧信号,记录 4 种状态振动信号各 30 组。

### 2.2 诊断离心泵振动故障

预处理离心泵原始振动信号,去噪效果如图 1 所示。

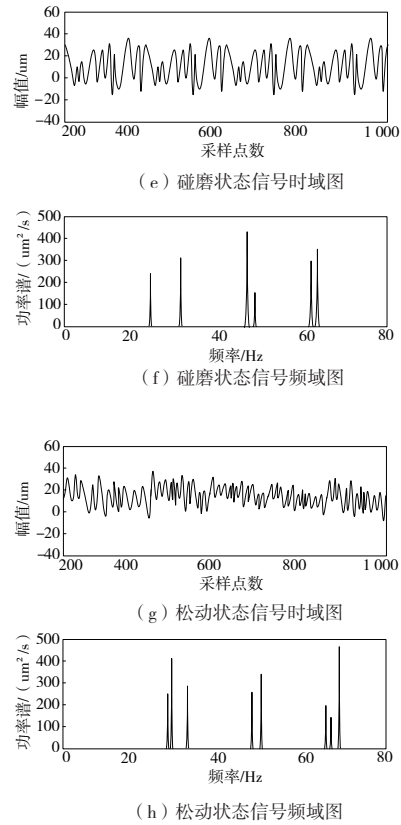
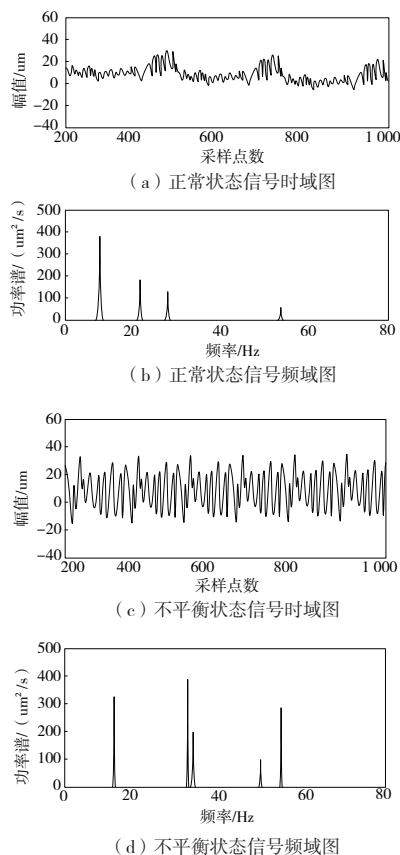


图 1 离心泵振动信号预处理效果

由图 1 可以看出,预处理后的离心泵振动信号噪声消除,波形失真程度降低,有效去除了全频带内的噪声污染,提高了信噪比,去噪后的信号局部特征更加明显,谐波和基频保存完好。

根据图 1 的振动信号时域图和频域图,得到信号时间序列、瞬时相位等数据,代入式(6)一式(13),得到振动信号特征向量如表 1 所示。

表 1 离心泵振动信号时域和频域特征提取结果

名称	正常	不平衡	碰磨	松动
波形指标	1.41	1.38	1.31	1.32
峰值指标	46.29	84.40	21.04	19.39
脉冲指标	19.30	13.02	8.49	28.55
裕度指标	24.94	41.30	8.42	5.92
峭度指标	21.04	49.28	14.24	9.76
偏斜度指标	1.94	1.63	1.37	1.35
瞬时频率	0.93	0.29	0.49	0.31
能量分量	0.04	0.38	0.29	0.78

表 1 所示的信号特征提取结果,分别为离心泵 4 种运行状态下 30 组振动信号特征向量的平均值。将表 1 数据作为贝叶斯分类器的条件属性变量合集,得到信号特征归于故障类别的信息熵,计算结果如表 2 所示。

表2 信号特征归于故障类别的信息熵

名称	正常	不平衡	碰磨	松动
正常信号特征	0.834	0.632	0.489	0.593
不平衡信号特征	0.402	0.928	0.395	0.531
碰磨信号特征	0.603	0.403	0.824	0.503
松动信号特征	0.528	0.504	0.612	0.861

信息熵最高的故障类别即为振动信号归属类别,由表2可以看出,4种信号归属类别准确,能够诊断出离心泵振动故障。

### 2.3 实验结果分析

增加振动信号样本数量,采用3种方法分别诊断多组信号数据,比较3种方法对离心泵振动故障的诊断准确率,计算诊断正确样本数量和总样本数量的比值,诊断准确率实验对比结果如图2所示。

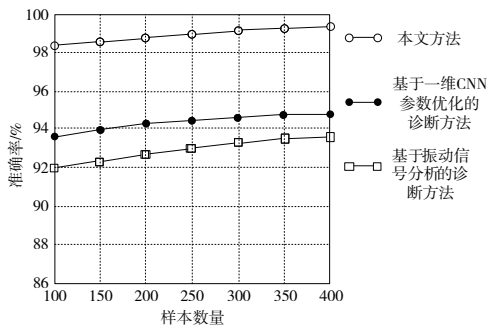


图2 故障诊断准确率实验对比结果

由图2可知,另外两种方法平均准确率分别为94.4%、92.8%,本文设计方法平均准确率为98.9%,故障诊断准确率分别提高了4.5%、6.1%。产生这一结果的原因在于本文方法在采集泵类设备振动信号后,重构了振动信号低频部分,并提取信号的时域和频域向量。其中,时域故障特征包括波形指标,频域包括瞬时频率和能量分量,根据提取结果在贝叶斯分类器中判断故障类别,从而提高了诊断结果的有效性。

记录3种方法诊断振动信号的时间,比较故障诊断效率,实验对比结果如图3所示。

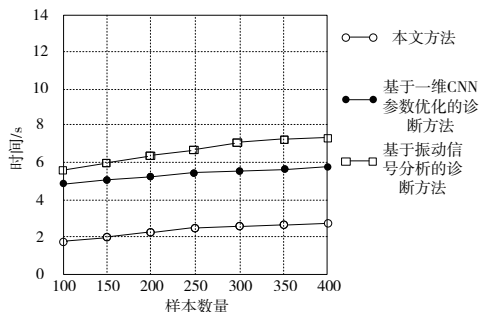


图3 故障诊断时间实验对比结果

由图3可知,本文方法诊断速度明显优于另外两种方法,平均诊断时间为2.48s,另外两种方法平均诊断时间分

别为5.52s、6.94s,本文设计方法故障诊断时间分别缩短了3.04s、4.46s。产生这一结果的原因在于本文方法在采集泵类设备振动信号后对其实施了预处理,滤除故障信号的噪声和干扰,确保预处理后的信号接近真实的故障信号,并重构了振动信号的低频部分,从而有效节省了故障诊断时间。

综上所述,本文设计基于贝叶斯分类的核电站泵类设备振动故障诊断方法大幅提升了离心泵振动故障诊断准确率和效率。

### 3 结语

此次研究应用贝叶斯分类,针对核电站泵类设备,设计了一种振动故障诊断方法,诊断结果更加可靠。在今后的研究中,会进行泵类设备振动故障的模拟实验,划分振动故障中单一故障的严重程度,简化故障特征向量的计算流程,更全面且深层次地分析设备振动故障。

#### 参考文献:

- [1] 黄恩涛,王猛,张晏博,等.中俄东线唐山压气站励磁机振动故障诊断与处理[J].油气储运,2020,39(5):565-569.
- [2] 陈阳,李一,姬正一,等.基于振动时域特征的船用滚动轴承故障诊断方法[J].机床与液压,2021,49(14):193-200.
- [3] 杨亚东,杨兆建,杨波,等.基于电流与振动信号的转子单点碰磨故障诊断研究[J].机械设计与制造,2020(11):142-145,149.
- [4] 舒相挺,杨璋,徐逸哲,等.CPR1 000机组100D型主泵振动故障诊断[J].核动力工程,2021,42(3):183-187.
- [5] 马云飞,贾希胜,白华军,等.基于一维CNN参数优化的压缩振动信号故障诊断[J].系统工程与电子技术,2020,42(9):1911-1919.
- [6] 蔡文迹,李醒飞,鲁建宇.基于振动信号分析的动力调谐陀螺仪滚珠轴承故障诊断[J].传感技术学报,2021,34(3):340-345.
- [7] 林琳,陈志英.基于粗糙集神经网络和振动信号的高压断路器机械故障诊断[J].电工技术学报,2020,35(增刊):277-283.
- [8] 吴金利,马宏忠,吴书煜,等.基于振动信号的高压并联电抗器故障诊断方法与监测系统研制[J].电测与仪表,2020,57(1):113-120.
- [9] 朱彦祺,李舜酩,潘高元,等.滚动轴承故障诊断的多重超阶分析方法[J].振动与冲击,2020,39(3):227-232,288.
- [10] 刘俊锋,董宝营,俞翔,等.基于FSC-MPE与BP神经网络的滚动轴承故障诊断方法[J].中国舰船研究,2021,16(6):183-190.
- [11] 孙和泰,孙彬,黄翔,等.汽轮发电机组振动故障诊断相关分析方法及应用[J].汽轮机技术,2020,62(4):292-294,299.
- [12] 施耀华,冯延晖,任铭,等.融合电流和振动信号的永磁同步风电系统变频器故障诊断方法研究[J].中国电机工程学报,2020,40(23):7750-7760.
- [13] 周付明,申金星,杨小强,等.基于改进多元多尺度色散熵的齿轮箱多通道振动信号故障诊断[J].机械传动,2021,45(4):112-122.
- [14] 韩婷,石宇强.基于振动信号融合的ACO-DCNN多工况设备故障诊断[J].现代制造工程,2021(9):94-100.
- [15] 党伟,胡明辉,江志农,等.燃气轮机压气机叶片断裂故障振动特征及其诊断方法[J].振动与冲击,2021,40(10):7-19.