

基于时频融合与故障频率特征提取的智能诊断技术应用

钟荣锋

中海油田服务股份有限公司, 天津

收稿日期: 2025年10月12日; 录用日期: 2025年11月15日; 发布日期: 2025年11月24日

摘要

通过有线振动传感器和无线智能巡检仪对工业现场设备的运行状况进行实时状态监测和重点巡检采集。将采集到的设备运行时的振动值与国际振动标准ISO10816-3所定义的阈值进行对比, 判断设备此时的运行状况, 同时基于故障机理大模型实现对采集到的异常数据智能判别出诊断结果。具体应用过程是将不同类型的振动传感器, 如压电加速度传感器、速度传感器、电涡流位移传感器、光电转速传感器等分别以接触式和非接触式安装在旋转机械上, 用以采集原始振动波形并通过边缘计算智能化处理呈现为振动时域波形图。同时在故障诊断系统感知应用层进行快速傅里叶变换, 将时域波形转换为频谱图。在时域波形图和频谱图中进行特征提取, 得到有效值、峭度指标等有量纲参数、无量纲参数以及设备信息等参数, 结合旋转机械不同故障的特性机理, 最终快速并精准地判断旋转机械故障产生的原因和位置。

关键词

状态监测, 振动分析, 时域波形图, 频谱图, 智能诊断, 特征提取

Application of Intelligent Diagnosis Technology Based on Time-Frequency Fusion and Fault Frequency Feature Extraction

Rongfeng Zhong

China Oilfield Services Limited, Tianjin

Received: October 12, 2025; accepted: November 15, 2025; published: November 24, 2025

Abstract

Through the wired vibration sensor and wireless intelligent inspection instrument, the real-time condition monitoring and key inspection collection of the operation status of the industrial field equipment are carried out. The vibration value of the collected equipment during operation is compared with the threshold defined by the international vibration standard ISO10816-3 to judge the operation status of the equipment at this time. At the same time, based on the large model of the fault mechanism, the collected abnormal data is intelligently identified. The specific application process is to install different types of vibration sensors, such as piezoelectric acceleration sensors, speed sensors, eddy current displacement sensors, photoelectric speed sensors, etc. on rotating machinery in contact and non-contact respectively, to collect the original vibration waveform and present it as a vibration time domain waveform through intelligent processing of edge calculation. At the same time, the fast Fourier transform is performed on the sensing application layer of the fault diagnosis system to convert the time domain waveform into the spectrum diagram. Feature extraction is performed in the time domain waveform and spectrum diagram to obtain dimensionless parameters such as effective value and kurtosis index, dimensionless parameters, and equipment information. Combined with the characteristics and mechanisms of different faults of rotating machinery, the causes and locations of rotating machinery faults are quickly and accurately judged.

Keywords

Condition Monitoring, Vibration Analysis, The Time-Domain Waveform Diagram, Spectrum Diagram, Intelligent Diagnosis, Spectrum Diagram

Copyright © 2025 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

在设备预知性维护愈发得到关注的工业大环境下,加强对工业现场机械设备的振动状态实时监测,以避免事故突发状况引起的计划额外检修,防止财产损失是各个工业现场所面临的重点问题。随着科技的发展,工业监测数字化、智能化转型逐渐在市面显现,实施振动状态监测和故障诊断以及后期预知性维护的一套体系在工业上应用起来。中海油田服务股份有限公司积极响应当今数字化浪潮,紧跟数字化与预知性维护发展趋势,构建数字化标准体系,开展工业设备的实时状态监测和故障诊断的预知性维护体系。主要依靠旋转机械振动分析故障诊断技术[1],通过在设备运行时采集其时域波形图和频谱图,进行特征提取,得到有效值、峭度指标等有量纲参数、无量纲参数以及设备信息等参数,结合旋转机械不同故障的特性机理,精准判断不同设备产生的故障类型、部位和产生的原因,完成预知性维护体系。本文采用故障机理与 AI 数据结合的方式,基于设备故障知识库和设备历史数据模型,对状态监测的设备进行诊断分析,实现了脱离人工分析的繁琐,减少人力资源浪费。意在提升油田设备运行效率和安全水平,为行业创新升级树立标杆。

2. 振动信号采集与振动分析

2.1. 时域波形图

时域波形图以时间或者采样点数为横坐标,幅值为纵坐标,可以清楚地反应设备原始振动信号的幅

值或者相位随时间变化的特征。时域信号通过特征提取，可以直观的看到设备振动的一些无量纲特征，包括有效值、峰值、峰峰值、波形指标、裕度指标、峭度指标等等参数信息。通过提取到的这些信息结合时域波形的特征，可以反映出设备的冲击能量，从而判断出设备的健康状态[2]。一般机械设备的振动信号都是非平稳的信号，其振动波形是由设备的固有部件旋转而产生的，也可通过下列公式进行计算[3]：

$$f(t) = a_0 + \sum_{n=1}^{\infty} [a_n \cos(nx) + b_n \sin(nx)] \quad (1.1)$$

其中 $f(t)$ 为振动的原始信号向量， a_n 和 b_n 为解析处理后的信号频率幅度。

对振动的原始信号进行欧拉公式变化

$$e^{2\pi ikt} = \cos 2\pi kt + i \sin 2\pi kt \quad (1.2)$$

则：

$$f(t) = \sum_{k=-n}^n c_k e^{2\pi ikt} \quad (1.3)$$

在时域波形图中可以直观地看到设备振动的峰值、峰峰值和有效值等有量纲参数和波形指标、峰值指标、脉冲指标、裕度指标、峭度指标等无量纲参数：

作为信号特征量，均值描述了振动时域信号振幅的集中程度。均值 u 公式一般为：

$$u = E[x(t)] = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x(t) \quad (1.4)$$

均方值是衡量振动信号平均功率的一个关键指标，它揭示了信号的强度特性。其计算式是：

$$\delta^2 = E[x^2(t)] = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i^2(t) \quad (1.5)$$

在振动信号分析中峰值指标 I_p 是用于描述信号峰值变化的波动特性，峰值 x 是信号中的最大值，信号的峰值可通过下列公式表达：

$$I_p = \frac{\bar{x}}{\delta^2} \quad (1.6)$$

其中： $\bar{x}$ 为平均值。

在振动分析中，脉冲信号指标 C 用于描述冲击特征。其表达式为：

$$c = \frac{\bar{x}}{u} \quad (1.7)$$

峭度指标是表征信号冲击特性的重要参数，其表达式为：

$$K = \frac{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x(t) - u)^4}{\delta^4} \quad (1.8)$$

裕度指标是表征发输电系统充裕度的量化参数，其数值与系统稳定性呈正相关关系，表达式为：

$$M = \frac{\delta}{u} \quad (1.9)$$

2.2. 频谱图

在设备故障诊断中，时域波形分析存在局限性。由于设备振动信号通常由多部件信号叠加而成，仅通过时域波形难以直观判断设备状态。为此，需通过傅里叶变换将时域信号转换为频域信号，将复杂的

动态信号分解为不同频率的正弦波分量。在频域图中,各故障特征频率能够准确反映设备的运行状态。这种时频转换方法可将一个周期内的波形数据分解为多个频率成分,为故障诊断提供更有效的信息。对采集的时域波形信号进行积分处理完成傅里叶变化[4]:

$$F(w) = F[f(t)] = \int_{-\infty}^{\infty} f(t) e^{-iwt} dt \quad (1.10)$$

对信号进行离散傅里叶变化得到:

$$X_{2\pi}(w) = \sum_{n=-\infty}^{\infty} x[n] e^{-iwn} \quad (1.11)$$

将时域振动信号转换为频域后,其频谱图直观呈现信号幅值与特征频率的对应关系。该方法无需考虑信号线性特性,可直接依据频率特征诊断设备运行状态。

3. 常见故障特征频率与机理特征

在多元化的机械故障诊断信息中,振动信号具有响应快速、表征直观的特点,能更有效地反映设备的实时运行状态。统计数据显示,机械设备故障中超过七成会通过振动形式显现。典型的振动故障涵盖不平衡、轴系不对中、部件松动、齿轮损伤和滚动轴承故障等;同时还包括流体激励(油膜涡动/振荡)、电磁振动(气隙异常)、结构积液以及摩擦接触等复杂故障类型[5]。

基于历史振动监测数据与实时监测数据的综合分析表明,机械设备振动故障的分布情况为:轴系质量不平衡占比最高(60%),其次为轴系对中不良(13%)、轴系松动磨损(12%)、轴承故障(11%),其他类型占4% [6]。深入分析发现,不同故障类型具有明显的特征差异,其诊断判别依据可总结如下[7]:

(1) 不平衡故障具有以下机理特征:时域信号呈准正弦周期性波动;频谱以工频为主导成分;相位特性稳定且振幅随转速升高而递增;水平方向振动振幅明显大于垂直方向;轴向振动振幅相对较小;轴心轨迹呈规则圆形且重复性良好;临界转速区出现明显共振峰。

其特征频率表现为1X频率。

(2) 不对中故障具有以下机理特征:时域信号呈准正弦周期性波动;频谱以2X工频为主导成分;严重不对中时会产生4~8倍高频谐波;角不对中引发显著的轴向振动;联轴节长度异常通常会导致明显的3倍频振动;工频振动幅值随符合变化显著;轴心轨迹呈显香蕉形或者8字形特征。

其特征频率表现为除1X频率外,2X频率占据主要成分。

(3) 松动故障具有以下机理特征:径向(尤其垂直方向)振动幅值显著增大;频谱包含显著基频及3~10倍高频部分;振动具有明显的方向性特征;存在1/2×、3/2×、5/2×等分数谐频且幅值随时间递增;时域波形可能呈非周期性杂乱特征。可能伴有突发性冲击信号;轴向振动保持正常或者轻微变化。

其特征频率表现为除1X频率外,3X频率占据主要成分,同时含有较多谐波。

(4) 从故障部位来看,滚动轴承故障主要发生在四个关键部件:内圈、外圈、保持架和滚动体[8]。

$$\text{外圈特征频率: } f_i = \frac{n}{2} f_a \left(1 - \frac{d}{D} \cos \alpha \right)$$

$$\text{内圈特征频率: } f_i = \frac{n}{2} f_a \left(1 + \frac{d}{D} \cos \alpha \right)$$

$$\text{滚动体特征频率: } f_i = \frac{D}{2d} f_a \left(1 - \frac{d^2}{D^2} \cos^2 \alpha \right)$$

$$\text{保持架特征频率: } f_c = \frac{n}{2} \left(1 - \frac{d}{D} \cos \alpha \right) f_a$$

其中轴承关键参数：接触角为 α ；滚动体直径为 d ；轴承内径为 r 。

(5) 齿轮类故障具有以下机理特征：齿轮的啮合频率等于齿数与齿轮转速频率的乘积；在啮合频率的两侧会出现边频带，其间隔为基频的一倍；随着齿轮故障的加剧，边频带的数量会增多，且振幅会增大；齿轮的断齿故障可以通过断齿数量乘以齿轮转频来表现；齿面的损伤程度可以通过边频带来观察，并伴随损伤齿数乘以齿轮转频的振动现象；通过与原始频谱的对比分析来进行故障判断。

齿轮啮合频率 = 齿轮齿数 $\times$ 1X 频率。

4. 状态监测与智能诊断

4.1. 状态监测架构

设备状态监测的首要步骤是选取关键监测点，对设备进行实时监控，收集其时域和频域信号数据。整体监测软件系统须使用 Java 语言开发，整体软件采用 B/S 架构，同时系统采用先进的微服务架构，支持私有化部署、云端部署、支持基于 Docker 的容器化部署方案。

随后，通过分析软件采集谱图并结合设备各部件的故障诊断原理特征，以实现对设备状态的深入洞察[9]，通过对比设备运行的历程趋势，从而确定设备当前的具体运行状况。最后通过智能诊断生成设备故障诊断结论和维修建议。以此来减少设备由于突发状态导致的重大财产损失。故障诊断流程如图 1 所示：

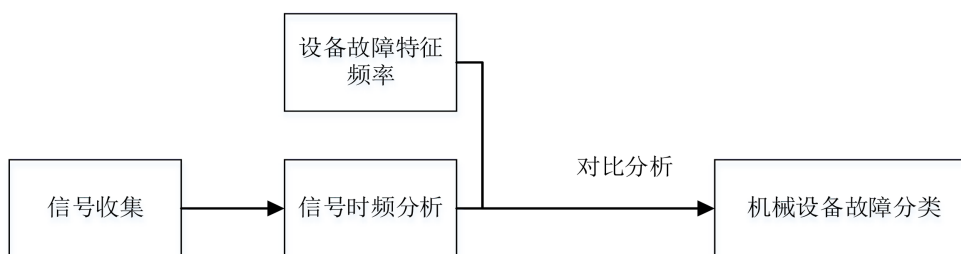


Figure 1. Fault diagnosis flow chart

图 1. 故障诊断流程图

本文状态监测采用全球首款智能无线点检产品，智能巡检方案感知层同时具备测温、测振、测转速、抄表、录音、录像、拍照、热成像、人员到位管理、振动频谱智能分析等多种功能，可满足工业领域各类工况下巡检任务。硬件设施如图 2 所示：

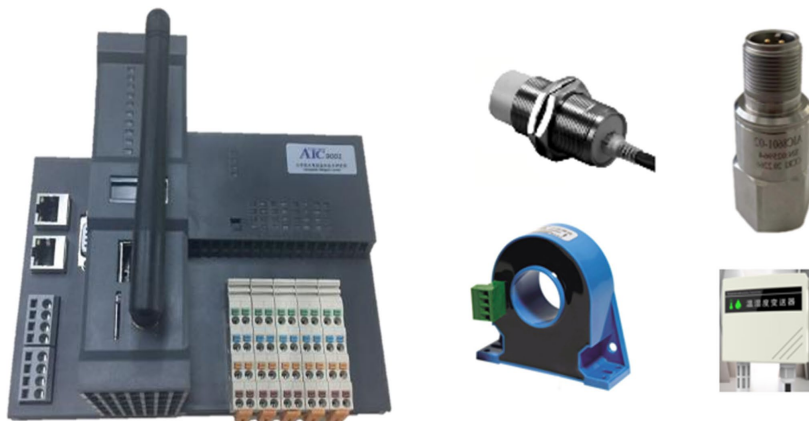


Figure 2. Intelligent high-speed data acquisition module and temperature vibration sensor

图 2. 智能高速数据采集模块和温振传感器

边缘计算节点方面我司智能高速数采模块硬件性能可满足奈奎斯特定理确保原始信号完美传输，高速传输能力使其具备大规模监测能力，兼容 Modbus、TCP/IP/OPC、WiFi、Zigbee、LORA 等常用工业及日常网络通讯协议确保方案兼容各类工业网络环境。

软件平台以数据驱动为核心，可实现设备全生命周期管理。状态监测与智能诊断云平台如图 3 所示：



Figure 3. State monitoring and intelligent diagnosis cloud platform
图 3. 状态监测与智能诊断云平台

4.2. 智能诊断架构

智能诊断分为机理诊断和 AI 诊断。其含有丰富的基础组件信息、诊断算法模型和诊断机理模型[10]。

4.2.1. 机理故障诊断

基于机理故障诊断方法以振动数据频谱分析为核心，结合设备机械参数及工艺运行参数，自动识别故障频率，及时发现故障类别和定位故障范围。机理诊断流程如图 4 所示：

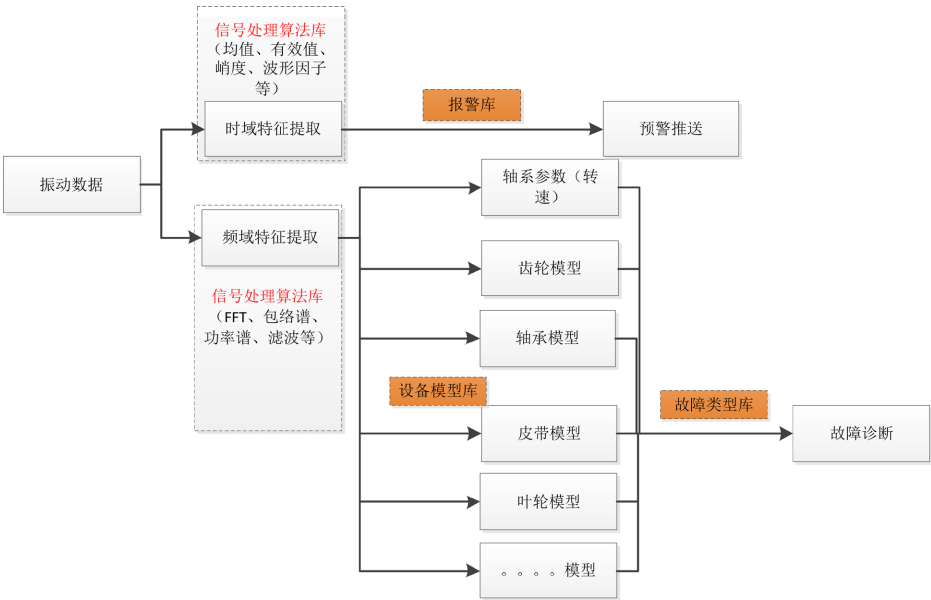
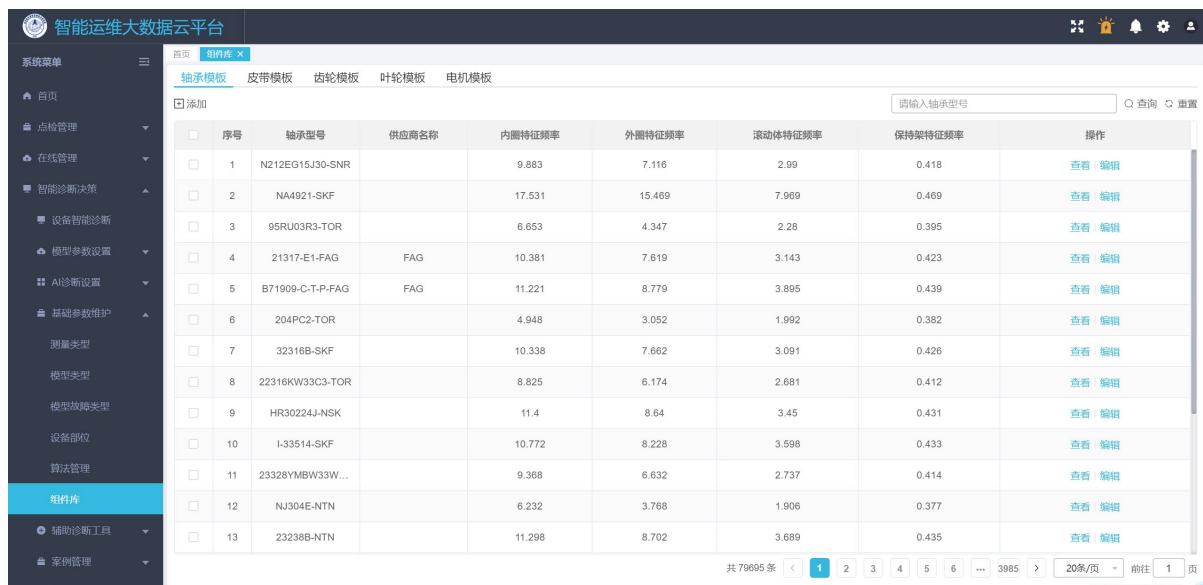


Figure 4. Mechanism intelligent diagnosis flow chart
图 4. 机理智能诊断流程图

通过对频谱波形进行特征提取,提取其轴系参数,如设备转速、齿轮模型、轴承模型、皮带模型、叶轮模型等信息,进行基于专家知识库的机理智能诊断。专家知识库和诊断模型分别如图5、图6所示:



序号	轴承型号	供应商名称	内圈特征频率	外圈特征频率	滚动体特征频率	保持架特征频率	操作
1	N212EG15J30-SNR		9.883	7.116	2.99	0.418	查看 编辑
2	NA4921-SKF		17.531	15.469	7.969	0.469	查看 编辑
3	95RU03R3-TOR		6.653	4.347	2.28	0.395	查看 编辑
4	21317-E1-FAG	FAG	10.381	7.619	3.143	0.423	查看 编辑
5	B71909-C-T-P-FAG	FAG	11.221	8.779	3.895	0.439	查看 编辑
6	204PC2-TOR		4.948	3.052	1.992	0.382	查看 编辑
7	32316B-SKF		10.338	7.662	3.091	0.426	查看 编辑
8	22316KW33C3-TOR		8.825	6.174	2.681	0.412	查看 编辑
9	HR30224J-NSK		11.4	8.64	3.45	0.431	查看 编辑
10	I-33514-SKF		10.772	8.228	3.598	0.433	查看 编辑
11	23328YMBW33W...		9.368	6.632	2.737	0.414	查看 编辑
12	NJ304E-NTN		6.232	3.768	1.906	0.377	查看 编辑
13	23238B-NTN		11.298	8.702	3.689	0.435	查看 编辑

Figure 5. Mechanism intelligent diagnosis bearing library

图 5. 机理智能诊断轴承库

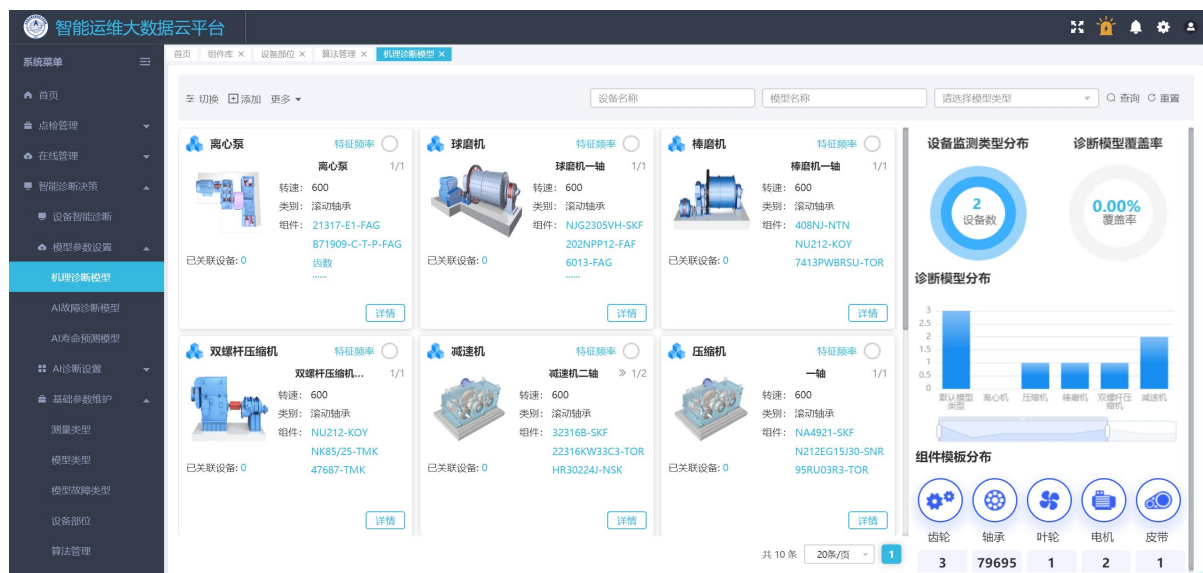


Figure 6. Diagnostic model page

图 6. 诊断模型页面

4.2.2. AI 故障诊断

基于数据驱动故障诊断方法利用大数据识别机械设备健康状态的科学,即以传感器系统获取数据为基础、机器学习积累经验知识为途径、智能判别设备健康状态为目的,保障机械设备运行的可靠性。主要利用支持向量机、逻辑回归、神经网络、贝叶斯网络、K 近邻等机器学习算法建立故障诊断模型。AI 诊断流程和 AI 诊断算法库分别如图 7、图 8 所示:

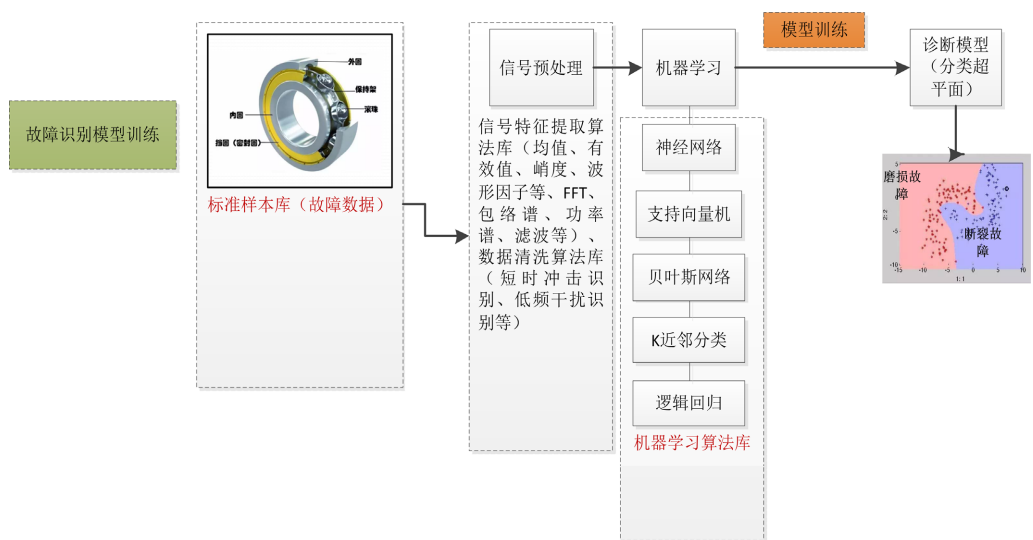


Figure 7. AI intelligent diagnosis flow chart
图 7. AI 智能诊断流程图

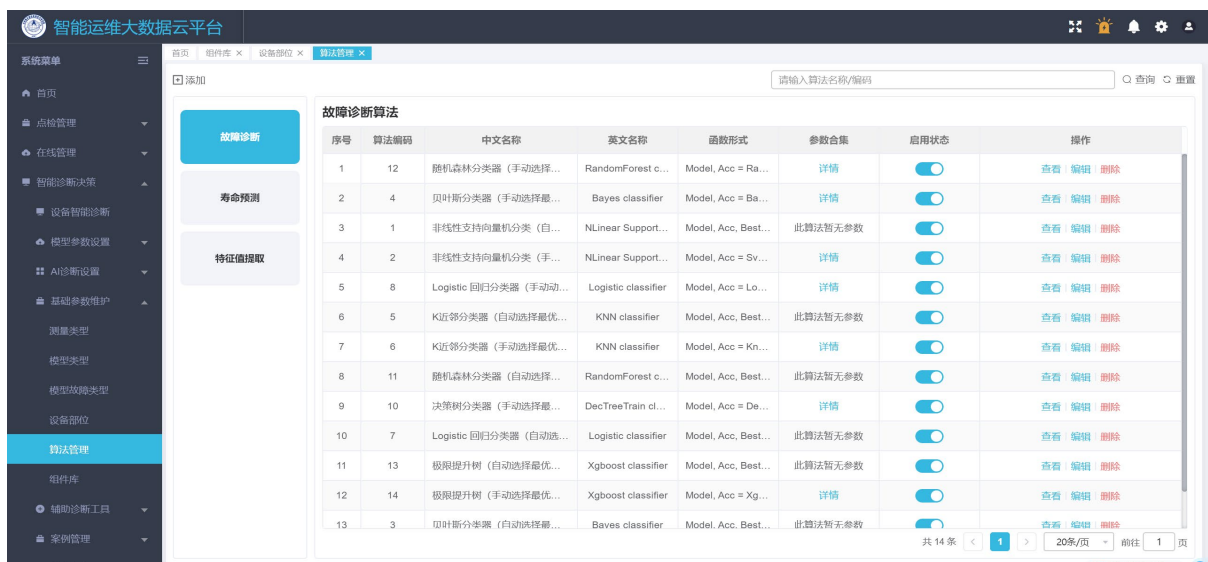


Figure 8. Diagnosis algorithm management
图 8. 诊断算法管理

4.3. 状态监测与智能诊断实验流程

首先，我们对设备实施了实时在线监测，并针对选定的关键测点进行了详细分析。具体的在线监测图表如图 9 所示。

提取采集到的振动速度有效值见表 1。

在设备振动监测的常规实践中，通常会将速度信号与加速度信号联合使用以进行测量。遵循国际标准 ISO10816-3 的指导原则[11]，当监测的速度值超过 4.5 mm/s 的阈值时，表明设备运行状态已进入预警级别。这通常意味着设备可能出现了初级故障或问题性质较为轻微。因此，建议增加设备的巡检和点检频率，持续监控其状态变化趋势，并在计划性的停机维护期间进行检查、调整或必要的部件更换。

通过设备状态监测可以看到 4#高压给水泵的电机驱动端垂直振动值超过了 ISO10816-3 国际振动标

准值。此时通过智能高速数采模块采集到该测点振动原始波形，在进行智能化处理得到其振动趋势图和时域波形图分别如图 10、图 11 所示：

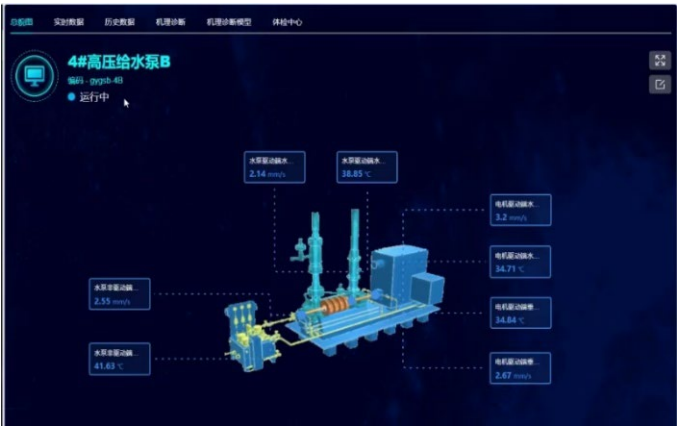


Figure 9. Equipment 4 # high pressure feed water pump condition monitoring general picture
图 9. 设备 4#高压给水泵状态监测总貌图

Table 1. Equipment 4 # high pressure feed water pump condition monitoring value
表 1. 设备 4#高压给水泵状态监测数值

监测点位	速度有效值 mm/s	振动正常参考区间	振动状态
电机驱动端水平振动	3.31	0~4.5	警告
电机驱动端垂直振动	4.73	0~4.5	正常
水泵驱动端水平振动	3.45	0~4.5	正常
水泵非驱动端水平振动	3.58	0~4.5	正常

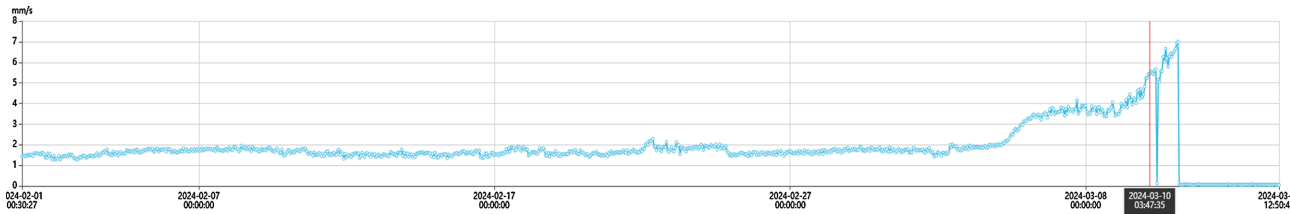


Figure 10. The vertical vibration trend diagram of the 4 # high pressure feed water pump-motor drive end of the equipment (orange point is the alarm point)
图 10. 设备 4#高压给水泵 - 电机驱动端垂直振动趋势图(橙色点为报警点)

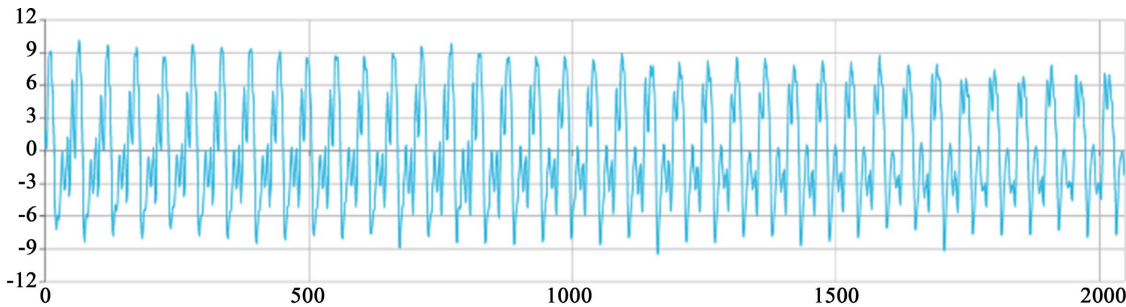


Figure 11. Equipment 4 # high pressure feed water pump-motor drive end vertical vibration time domain waveform diagram
图 11. 设备 4#高压给水泵 - 电机驱动端垂直振动时域波形图

通过快速傅里叶变化转换成频域波形如图 12 所示。
最后进行深度探索，特征提取其时域波形和频域波形的参数信息分别见表 2、表 3 所示。

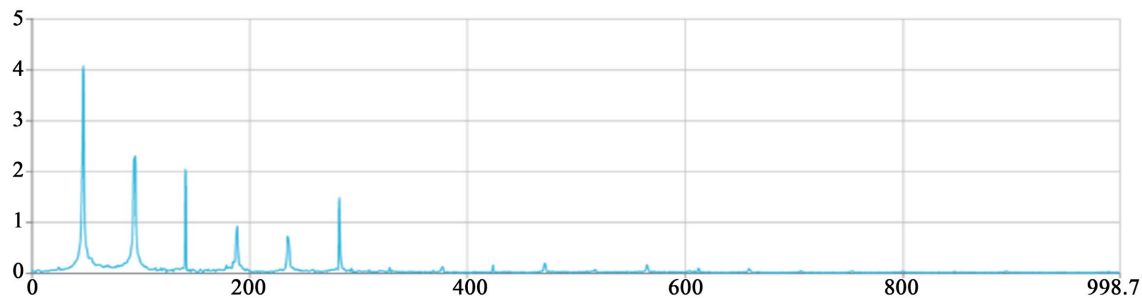


Figure 12. Equipment 4 # high pressure feed water pump-motor drive end vertical vibration frequency domain waveform diagram

图 12. 设备 4#高压给水泵 - 电机驱动端垂直振动频域波形图

Table 2. The time domain waveform parameters of vertical vibration of 4 # high pressure feed water pump-motor drive end of equipment are analyzed

表 2. 设备 4#高压给水泵 - 电机驱动端垂直振动时域波形参数

有效值	4.73
峰值	10.14
峰峰值	19.68
峭度指标	2.01
波形指标	1.18
脉冲指标	2.52
裕度指标	2.89

Table 3. Frequency domain waveform parameters of vertical vibration of 4 # high pressure feed pump-motor drive end of equipment

表 3. 设备 4#高压给水泵 - 电机驱动端垂直振动频域波形参数

频率 Hz	幅值 mm/s
47.5	4.08
95	2.29
93.75	2.16

对其时域波形和频域波形进行智能诊断分析，云平台自动给出分析过程、诊断结论、诊断建议。如图 13 所示。

4.3.1. 诊断分析

电机驱动端垂直振动值超过报警阈值，达到警告等级。其时域波形为周期性的组合波形。频谱中除基频外，二倍频以及转频谐波明显。不对中特征明显。再结合电机驱动端垂直振动频谱，三倍频幅值超过基频幅值，松动特征明显。

4.3.2. 诊断结论

大概率存在不对中故障和松动故障。

❗ 故障诊断1

故障部位:

电机驱动端垂直振动

故障类型:

不对中故障

危害:

由于增大了联轴节的磨擦与轴承所受的力, 会导致轴承部位振动加剧、温升高、磨损加快, 甚至会造成转子轴断裂等严重事故。

建议:

请检查相关轴系的对中情况, 如轴与轴的对中不良、同一轴的几个轴承安装同心或轴承间隙不等、轴承座热膨胀不均、机壳变形或移位、地基不均匀下沉。

另外, 可能以下原因也表现为不对中现象:

- 1.由于质量偏心而引起的动平衡不良(此时转子呈弓形弯曲);也可能造成对中不良, 如果此时静态条件下对中良好, 可以先解决动平衡不良故障, 对中不良故障将随即消除;
- 2.由于受热、负载过大等原因导致轴弯曲;
- 3.由于内环或外环安装不合适, 导致轴承偏翘(翘曲);
- 4.轴承座松动。

Figure 13. Equipment 4 # high pressure feed water pump-motor drive end vertical intelligent diagnosis conclusion
图 13. 设备 4#高压给水泵 - 电机驱动端垂直智能诊断结论

危害:

由于增大了联轴节的磨擦与轴承所受的力, 会导致轴承部位振动加剧、温升高、磨损加快, 甚至会造成转子轴断裂等严重事故。

4.3.3. 诊断建议

请对轴系进行细致检查, 以确认对中情况及是否存在松动现象。这包括但不限于: 轴与轴之间对中偏差、同轴上的多个轴承是否保持同心度或是否存在轴承间隙不一致、轴承座因热膨胀导致的非均匀膨胀、机壳的形变或位置偏移, 以及地基是否出现不均匀沉降。

另外, 可能以下原因也表现为不对中现象: 动平衡不佳, 由质量偏心导致的(表现为转子呈弓形弯曲), 也可能导致对中问题。若在静态条件下对中表现正常, 那么首先应解决动平衡的故障, 随后对中不良的问题便会自然解决; 由于受热、负载过大等原因导致轴弯曲; 由于内环或外环安装不合适, 导致轴承偏翘(翘曲); 轴承座松动。

4.3.4. 维修结果

设备 4#高压给水泵见维修后的振动值和振动趋势如图 14 所示:

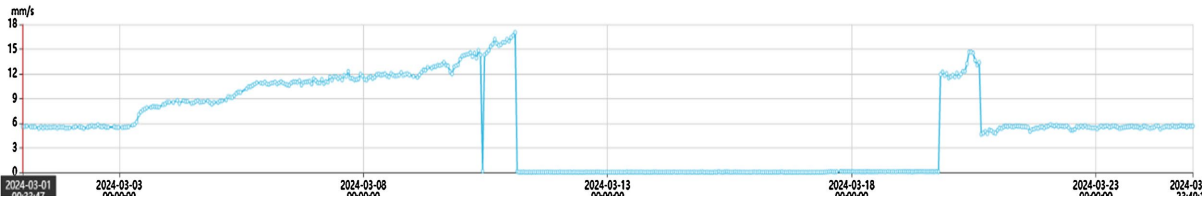


Figure 14. Equipment 4 # high pressure feed water pump see vibration trend after maintenance
图 14. 设备 4#高压给水泵见维修后振动趋势

经确认, 存在不对中以及松动现象, 支撑部件螺丝有掉落现象。检修人员积极响应, 立刻对设备进行调整。

维修反馈：经检修人员维修紧固，振动趋势有明显降低，通过在线监测系统及时发现与修复，有效防范了因设备故障停机而导致的停工，同时也避免了影响上下游工序的正常生产，挽救了整个工序链停产带来的直接经济损失。

5. 结论

在工业现场设备的预见性维护中，机械设备的状况监测与智能诊断技术正日益发挥至关重要的作用。通过对所收集的时域和频域波形数据进行深入分析，并结合设备振动导致的故障机制，能够实现对设备运行状态的提前预测和精确管理。同时在积极响应数字化与预知性维护发展趋势，构建数字化标准体系，开展设备在线监测和预知性维护的体系上深入挖故障算法，实现云平台智能诊断以成功减少了人力资源的消耗。减少了计划外的停机，提升了油田设备运行效率和安全水平，为行业创新升级树立标杆。

参考文献

- [1] 苏鹏声, 王欢. 电力系统设备状态监测与故障诊断技术分析[J]. 电力系统自动化, 2003(1): 61-65+82.
- [2] 褚东亮. 旋转机械故障信号分析及诊断技术研究[D]: [博士学位论文]. 北京: 华北电力大学, 2017.
- [3] 王金福, 李富才. 机械故障诊断技术中的信号处理方法: 时域分析[J]. 噪声与振动控制, 2013, 33(2): 128-132.
- [4] 邹晓艺. 基于变换域特征与深度学习的图像分类研究[D]: [硕士学位论文]. 广州: 华南理工大学, 2015.
- [5] 孟涛. 齿轮与滚动轴承故障的振动分析与诊断[D]: [博士学位论文]. 西安: 西北工业大学, 2003.
- [6] 何洋洋. 旋转机械振动故障诊断研究[D]. 北京: 华北电力大学(北京), 2019.
- [7] Lou, X. and Loparo, K.A. (2004) Bearing Fault Diagnosis Based on Wavelet Transform and Fuzzy Inference. *Mechanical Systems and Signal Processing*, **18**, 1077-1095. [https://doi.org/10.1016/s0888-3270\(03\)00077-3](https://doi.org/10.1016/s0888-3270(03)00077-3)
- [8] 胡亮, 董兆宇, 戴煜林, 等. 深沟球轴承系列特征频率计算分析[J]. 噪声与振动控制, 2015, 35(3): 169-172.
- [9] 杨一晴, 马宏伟, 樊红卫, 张超, 张勇强, 韩磊. 矿井主通风机振动在线监测与故障诊断系统[J]. 煤矿机械, 2019, 40(12): 161-163.
- [10] 邵思羽. 基于深度学习的旋转机械故障诊断方法研究[D]: [博士学位论文]. 南京: 东南大学, 2019.
- [11] DIN ISO 10816-3-2009, 机械振动. 对非旋转部件进行测量以评定机械振动. 第 3 部分: 现场测量时额定功率在 15 Kw 之上、额定速度在 120 r/min 和 15000 r/min 之间的工业机械(ISO 10816-3-2009) [S]. 2009. <https://www.antpedia.com/standard/1752084783.html>