

DOI:10.19344/j.cnki.issn1671-5276.2025.05.037

基于特征提取的石油机械设备故障自动诊断方法

张溪^{1,2}, 吴巧玲², 杨白莹¹

(1. 重庆对外经贸学院, 重庆 401520;

2. 重庆理工职业学院, 重庆 401346)

摘要:针对石油机械设备故障振动信号受到现场环境和设施等噪声干扰,造成故障诊断准确性低的问题,提出基于特征提取石油机械设备故障的自动诊断方法。采用小波包分析对石油机械设备故障振动信号展开分解降噪;通过基于KPCA的EDM分析方法提取降噪后的故障类型特征,求出故障类型特征集;结合该特征集构建ELM故障诊断模型,完成对石油机械设备故障的自动诊断。实验结果表明:所提方法对故障振动信号降噪效果较明显,故障自动诊断结果受噪声干扰影响较小,具有较高的识别率和准确性。

关键词:特征提取;石油机械;小波包分析;EDM分析;故障诊断

中图分类号:TH165.3 **文献标志码:**B **文章编号:**1671-5276(2025)05-0186-05

Automatic Fault Diagnosis Method of Petroleum Machinery Equipment Based on Feature Extraction

ZHANG Xi^{1,2}, WU Qiaoling², YANG Baiying¹

(1. Chongqing College of International Business And Economics, Chongqing 401520, China;

2. Chongqing Polytechnic Vocational College, Chongqing 401346, China)

Abstract: A feature extraction based automatic fault diagnosis method for petroleum machinery equipment is proposed to address the issue of low accuracy in fault diagnosis caused by noise interference from on-site environments and facilities in the vibration signal of petroleum machinery equipment faults. Wavelet packet analysis is used to decompose and denoise the vibration signals of petroleum machinery equipment faults. The EDM analysis method based on KPCA is applied to extract the denoised fault type features, and the fault type feature set is obtained. Combined with the feature set, an ELM fault diagnosis model is constructed to achieve automatic diagnosis of petroleum machinery equipment faults. The experimental results show that the proposed method has a significant denoising effect on fault vibration signals, and the automatic fault diagnosis method, less affected by noise interference, has high recognition rate and accuracy.

Keywords: feature extraction; petroleum machinery; wavelet packet analysis; EDM analysis; fault diagnosis

0 引言

为了保障石油机械设备的稳定运行,实时对石油机械设备故障展开自动诊断是非常重要的。赵媛媛等^[1]根据石油机械设备的故障特征,采用数据增强方法实现对石油机械设备故障的自动诊断。通过卷积神经网络训练故障的原始样本和增强样本,构建石油机械设备故障试验台,进行故障数据收集,实现对石油机械设备故障的诊断。该方法在采集故障数据过程中受环境噪声、人为等因素的影响,导致故障诊断准确性较低。王苗苗等^[2]为实现对石油机械设备已知故障和新故障的识别,提出一种基于贝叶斯推断贡献理论的故障诊断方法。针对已知故障,通过贝叶斯理论构建

状态模型,利用该模型诊断出石油机械设备的故障类别。该方法对石油机械设备诊断过程较复杂。吴旭涛等^[3]提出一种基于多源数据融合的石油机械设备故障诊断方法,通过声成像技术定位设备的运行噪声,利用X成像系统和图像处理技术对该位置展开透视拍摄和自动识别,以此完成对石油机械设备故障的自动诊断。此方法消耗时间较长,导致诊断不及时,影响设备运行效率。

本文采用小波包分析对石油机械设备故障振动信号展开分解降噪,结合提取降噪后的故障类型特征构建ELM故障诊断模型,开展相关实验研究,验证了所提方法的故障自动诊断结果不受噪声干扰,具有较高的识别率和准确性。

第一作者简介:张溪(1991—),男,甘肃兰州人,副教授,博士,研究方向为人工智能与智能控制,naruto_409281597@qq.com。

1 故障振动信号去噪

石油机械设备出现故障时会产生一种故障振动信号,首先利用小波分析方法对其展开分析,以此确定设备的故障类型。采用小波包分析^[4]对振动信号 B_0 展开一次分解处理,表达式如下:

$$B_0 = E_k \oplus B_k \quad (1)$$

式中: k 为分解尺度; B_k 为 B_0 空间经正交分解后获取到的正常振动信号; E_k 为 B_0 空间经正交分解后获取到的故障振动信号; $\oplus$ 为空间向量的相加符号。

根据式(1)得到的信号,本文主要对 E_k 进行二次分解,分解公式如下:

$$E_k = \sqrt{2h(\gamma)} i_m + \sqrt{2h(\gamma')} i'_m \quad (2)$$

式中: i_m 为分解信号序列; γ 为分解次数; $h(\gamma)$ 和 $h(\gamma)'$ 分别为低频和高频的分解函数。利用该式对低频率序列和高频率序列展开二次分解。

石油机械设备出现故障并发出故障振动信号后,会受到现场环境和设施等噪声干扰^[5]。为了获取有效信号,所提方法采用小波包分析对故障振动信号展开降噪,从中提取故障信号。

经小波包分解后的有效信号集中在随机的频带上,频带中散布大量噪声能量,为了实现故障信号的去噪需要合理地设置阈值的大小:若小波系数比阈值大,则保持不动,相反则设置为 0,最后实现系数逆变换。利用小波基与合理的分解数 j 对噪声信号 d 展开小波分解,阈值公式如下:

$$t_d = \frac{2d + d\theta_d + \sum_{j=1}^j \theta_j}{\gamma d} \quad (3)$$

式中: $\gamma = 1, 2, 3, \dots, \infty$; θ 为小波分解系数, $\theta = [\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_m]$ 。

小波分解系数最小值 $\theta_{\min}$, 以此求出相应的 $t_{\min}$, $t_{\min}$ 表示风险值为 t_d 元素的最小值。

在此基础上优化传统的阈值函数量化方法,以此存储更多石油机械设备故障振动信号特征,小波阈值的关系如下:

$$f_{k,\gamma} - v_{k,\gamma} \leq t_{\min} < f_{k,\gamma} + v_{k,\gamma} \quad (4)$$

式中: $v_{k,\gamma}$ 为低频区域的小波阈值; $f_{k,\gamma}$ 为高频区域的小波阈值。确定阈值后才可以对故障信号进行去噪,降噪后的故障振动信号表达式为

$$E'_k = v_{k,m} E_k + f_{k,m} E_k \quad (5)$$

式中: $v_{k,m}$ 为低频区域的小波系数; $f_{k,m}$ 为高频区域的小波系数。经该方法对石油机械设备中的故障信号展开分解、去噪后,能够在不受噪声等因素干

扰的情况下,使下述提取故障特征更精确。

2 构建故障诊断模型

2.1 故障信号特征提取

核主元分析^[6] (kernel principal component analysis, KPCA) 能够有效提升非线性数据的处理能力,以此实现相应的线性操作。经验模态分解^[7] (empirical mode decomposition, EMD) 对于非平稳信号以及非线性数据都能够具有较高的处理能力。因此,本文综合上述两种方法的优势,基于 KPCA 的 EDM 分析方法提取降噪后的故障类型对信号展开平稳化处理,在此基础上将复杂的故障信号转换为多个不同本征模式分量函数^[8]。经小波分析后,采用基于 KPCA 的 EDM 分析方法在 E'_k 中提取故障特征向量 c_l ($l = 1, 2, \dots, n$), 其中 l 表示第 n 个特征向量^[9]。

$$c_l = \frac{E'_k}{l} \quad (6)$$

该特征向量存储在空间 T 中,对其展开中心化处理,以此构建协方差矩阵。

$$V = n^{-1} \sum_{x=1}^n c_l c_x^T \quad (7)$$

式中 c_x 为第 x 个故障特征向量^[10]。

将非线性映射函数 φ 输入到石油机械设备故障特征中的原始特征向量 c_φ 中,用 $\varphi(c_\varphi)$ 表示映射到新的特征空间 G ,用下式描述:

$$G = V \sum_{l=1}^n \varphi(c_\varphi) \quad (8)$$

特征空间 G 中的协方差矩阵为

$$\sum_{\mu, \beta_o} = \frac{1}{\mu} \sum_{o=1}^{\mu} \beta_o G \varphi c_o^T \quad (9)$$

式中: c_o 为石油机械设备故障特征中原始数据; β_o, μ 分别为协方差矩阵 V 的特征向量以及特征值^[11]。

用 $\eta_1(c, u)$ 表示核函数,在此基础上构建核矩阵 N 。

$$N = \eta_1(c, u) \exp\left(-\frac{\|c - c_o\|^2}{\beta_o^2}\right) \quad (10)$$

用 μ_N 和 β_N 表示核矩阵 N 的特征值和特征向量,核矩阵 N 的特征向量 β_N 与矩阵 V 的特征向量 β_o 相对应,归一化该特征向量后获取石油机械设备故障特征中原始数据 c_o 的非线性主元。

$$B(c_o) = N \sum_{o=1}^n \beta_o^n (\varphi(c_o) \cdot \varphi(c)) \quad (11)$$

式中: β_o^n 为特征向量 β_o 的第 n 个元素; B 为经归一化处理后特征向量 β_o 的值。根据非线性主元的累计方差贡献率,求出核主元特征向量。

$$T = \sum_{o=1}^r B(c_o) / \sum_{o=1}^n \beta_o \quad (12)$$

将核矩阵 N 中的特征值按从小到大的顺序排列,选取前 r 个特征向量定义为核主元特征向量,将其作为下述 ELM 故障自动诊断模型的故障特征样本集^[12-13]。

2.2 ELM 故障自动诊断

极限学习机^[14] (extreme learning machine, ELM)在训练过程中无需对输入网络中的权值和偏置展开计算,是一种具有较快训练速度和较优分类效果的单隐层神经网络,其中的隐藏层参数具有随机生成的特征,通常需要确定隐藏节点的数量,经过一次学习即可以获取最优解^[15]。利用 EDM 提取石油机械设备故障特征后,获取故障特征样本集 ω ,在此基础上构建 ELM 故障自动诊断模型^[16]。

用 ω 表示故障特征样本数量, ELM 隐藏层中的神经元数量用 Z 描述,在此基础上通过对隐藏层和输出层的神经元关系转换,得到下式。

$$Q = T \sum_{r=1}^r f(s_o, d_o, c_\alpha) \quad (13)$$

式中: $\alpha=1,2,\dots,M$; $f(s_o, d_o, c_\alpha)$ 为隐藏层激活函数^[17]; c_α 为偏置; s_o 为隐藏层的节点参数; d_o 为输出层与第 α 个隐藏层间的权值^[18]。将式(13)转换为下式。

$$JQX=Y \quad (14)$$

式中: J 为隐藏层和输出层之间的关联矩阵^[19]; X

和 Y 分别为输出权值和隐藏权值。

输出权值 X 和隐藏权值 Y 的表达式如下:

$$X = \begin{bmatrix} X_1^Y \\ X_2^Y \\ \vdots \\ X_M^Y \end{bmatrix}_{M \times n} \quad Y = \begin{bmatrix} y_1^Y \\ y_2^Y \\ \vdots \\ y_M^Y \end{bmatrix}_{M \times n} \quad (15)$$

式中:隐藏层的第 o 个神经元输出值可以用关联矩阵 J 中的第 o 列表示,当隐藏层的激活函数 $f(s_o, d_o, c_\alpha)$ 不断展开微分计算时,将关联矩阵 J 与偏置 c_α 特征相结合,在此基础上通过线性变换能够有效地获取输出权值^[20]。训练 ELM 模型的简化步骤如下:

1) 在满足权值 $s_{o\alpha} \in (0,1)$ 的条件下,随机定义权值和偏置的值,确认隐藏层神经元的数量;

2) 求出关联矩阵 J ;

3) 在满足 $X=J^Y$ 条件后,求出输出权值 X 和 ELM 的内部权值。所提方法利用 ELM 分类模型训练和建立石油机械设备的故障特征样本集,在此基础上将提取到的故障特征输入到训练后的模型中,对其故障类型展开识别,以此实现对石油机械设备故障的自动诊断。

3 实验与分析

3.1 实验设置

为了验证基于特征提取的石油机械设备故障自动诊断方法的整体有效性,需要对其展开测试。为保证实验的唯一性,实验选取 4 种含传动系统噪声的 25-67-36 型的抽油机设备,采集设备的故障信号如图 1 所示。

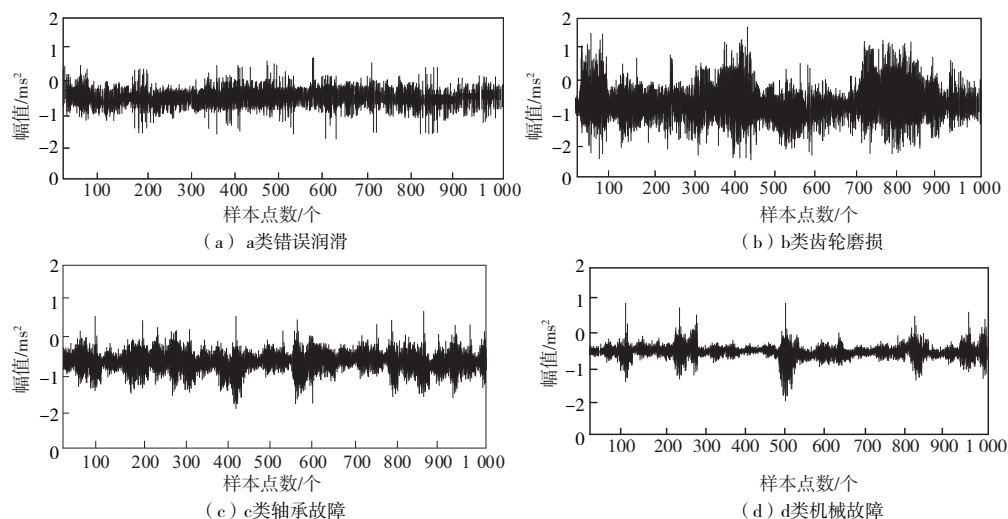


图 1 不同类型故障信号

3.2 实验结果

选取图 1(b) 作为分析对象,采用本文方法和文献[1]方法、文献[2]方法对该信号展开降噪处

理,对比 3 种方法的降噪效果,对比结果如图 2 所示。

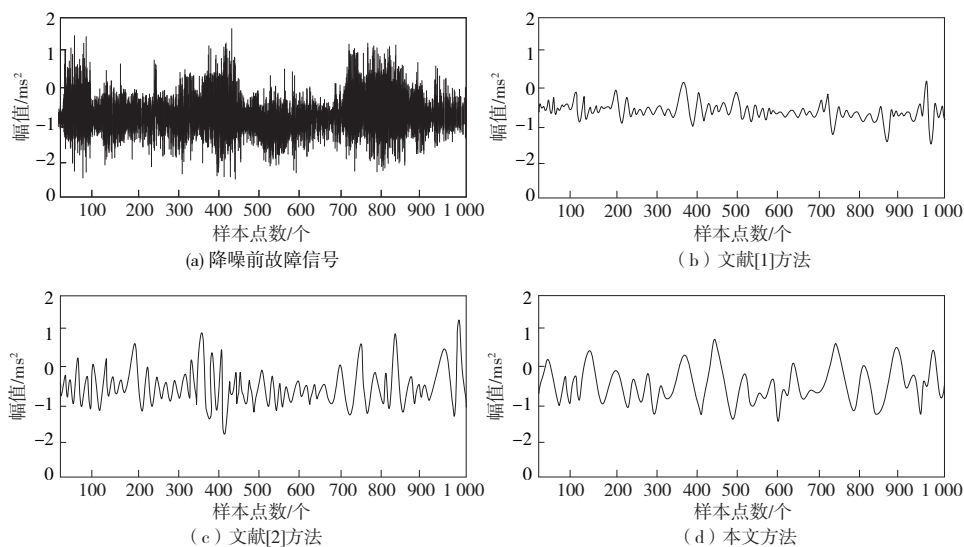


图 2 降噪处理对比实验

分析图 2(a) 可得,降噪前故障信号提取杂乱,包含很多不确定的因素,极易出现错误识别,导致石油机械设备故障诊断不准确。图 2(b)、图 2(c)、图 2(d) 表示 3 种降噪方法对故障信号都有不同程度的降噪效果。其中,图 2(b) 表示采用文献[1]方法进行降噪后的提取结果,图中峰值波动频率较高且波动幅度较低,降噪效果相对不明显,识别出的信号相对不准确,存在一些未准确识别到的噪声;图 2(c) 表示采用文献[2]方法

进行降噪处理后的结果,图中峰值波动频率较高且波动幅度较大,存在识别出降噪前的故障信号,降噪效果不明显;图 2(d) 表示采用本文方法进行降噪的结果。与图 2(a) 相比,本文方法提取故障振动信号时峰值波动频率较低,使信号识别较为准确,降噪效果较明显。

选取图 1 中的 c 类轴承故障信号作为测试样本,采用本文方法对故障信号展开故障特征提取,提取结果如图 3 所示。

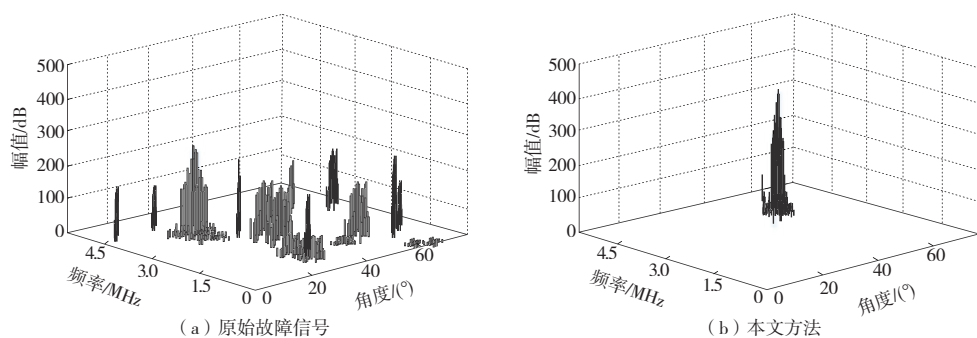


图 3 故障特征提取实验

由图 3 得出,由于石油机械设备故障在诊断过程中存在大量的噪声,故障信号不平稳,出现大量的伪峰,导致故障诊断困难且容易出现误差;本文方法去噪效果较为明显,图中的脊线清晰可见,故障特征具有较明显的聚集效果,说明本文方法具有较高的故障信号提取能力和故障识别率。

设图 1 的 a 类错误润滑故障信号为故障 1;b 类齿轮磨损故障信号为故障 2;c 类轴承故障信号为故障 3;d 类机械故障信号为故障 4。采用文献[1]方法、文献[2]方法和本文方法对 4 种故障类型展开识别对比,对比结果如图 4 所示。

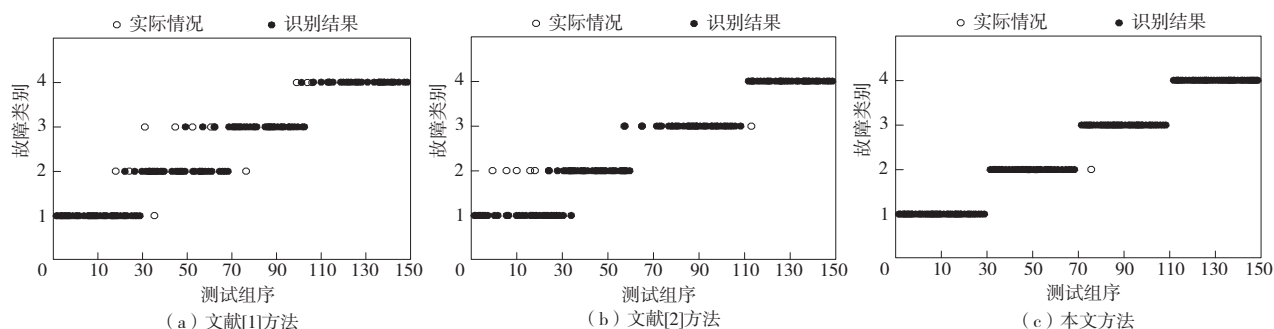


图4 故障识别结果对比实验

通过图4对比可知,3种方法对石油机械设备故障的识别均存在一定的误判现象。其中,文献[1]方法的识别结果出现遗漏识别、错误识别现象,故障识别结果不准确;文献[2]方法的识别结果存在遗漏识别现象,故障识别结果较为不准确。本文方法的故障识别结果几乎可以完全识别出石油机械设备的故障类型,使故障诊断识别更加准确可靠,具有较高的故障识别率。

综合上述实验,运用本文方法对石油机械设备故障振动信号去噪效果明显,故障信号提取能力较强并且故障信号识别较为准确。

4 结语

为更加有效地实现石油机械设备的故障自动诊断,本文采用小波包分析算法对故障振动信号展开分解降噪。通过KPCA的EDM分析方法提取降噪后的故障类型特征,结合故障特征集构建ELM故障诊断模型,完成对石油机械设备故障的自动诊断。实验结果表明:本文方法一方面提高了降噪能力,准确提取了故障信号;另一方面,通过ELM故障诊断模型,提高了故障识别准确率,具有一定的实用价值。

参考文献:

- [1] 赵媛媛,任朝晖. 基于数据增强的滚动轴承智能故障诊断方法[J]. 包装工程,2021,42(11):191-197.
- [2] 王苗苗,赵祎,蔡伟东. 基于贝叶斯推断贡献的机械设备故障诊断方法[J]. 现代制造工程,2021(11):136-141.
- [3] 吴旭涛,马云龙,何宁辉,等. 基于多源数据融合的GIS机械故障检测技术[J]. 高压电器,2022,58(11):191-196,204.
- [4] 冯安安,岳建海,郑义,等. 思维进化算法优化小波包去噪仿真分析[J]. 计算机仿真,2020,37(7):285-290.
- [5] 莘建平. 钢厂专用减速机的故障诊断方法研究[J].

中国金属通报,2022(8):124-126.

- [6] 张天瑞,李金洋. 基于自适应VMD-KPCA特征提取与SSA-SVM方法的滚动轴承故障诊断[J]. 机械设计,2022,39(7):63-73.
- [7] 许官儒,戴焕云. EEMD分解与多特征结合的地铁一系悬挂故障诊断[J]. 机械制造与自动化,2021,50(5):191-195.
- [8] 姚峰林,谢长开,吕世宁,等. 基于小波包变换和ELM的滚动轴承故障诊断研究[J]. 安全与环境学报,2021,21(6):2466-2472.
- [9] 艾山江·吾斯曼. 浅谈石油机械设备的管理与维护技术[J]. 中国设备工程,2025(10):51-53.
- [10] 曾湘东,黄腾辉,彭惠. 海上石油机械设备状态监测及故障诊断探讨[J]. 凿岩机械气动工具,2025,51(3):162-164.
- [11] 张鹤群. 试论油田机械传动装置润滑剂的选择及故障处理[J]. 石化技术,2016,23(11):71.
- [12] 贾凯雄. 石油机械设备状态的故障监测诊断系统构建研究[J]. 设备管理与维修,2023(10):38-40.
- [13] 褚亚杰,王小超. 冷轧带钢纠偏设备机械故障的产生原因与改造技术[J]. 现代制造技术与装备,2025,61(6):124-126.
- [14] 冀鹏飞. 基于ZYNQ的煤矿机械故障数据记录系统[J]. 煤矿机械,2025,46(6):205-207.
- [15] 李雨航. 冶金机械设备常见故障诊断及维修方法探讨[J]. 冶金与材料,2025,17(5):16-18.
- [16] 孙刚. 基于深度学习的机械电气设备安全控制方法设计与实现[J]. 电气技术与经济,2025(5):90-92.
- [17] 李鹏程. 基于物联网的工贸企业机械设备自动化故障诊断方法研究[J]. 自动化应用,2025(9):150-152.
- [18] 赵成. 故障诊断技术在煤矿机械设备中的应用研究[J]. 机械管理开发,2025,40(4):199-201.
- [19] 董孟孟. 基于机器学习的工程机械设备运行故障预警研究[J]. 今日制造与升级,2025(4):158-161.
- [20] 陈军. 基于改进决策树的高速公路施工机械设备故障检测分析[J]. 居业,2025,17(4):190-192.

收稿日期:2023-11-08