

DOI: 10.13382/j.jemi.B2407844

汽车电控齿轮泵车载工况故障诊断方法研究*

刘行谋¹ 魏 鈔¹ 杨 辉² 肖 遥³ 杨 宁⁴

(1. 重庆邮电大学复杂系统与自主控制重庆市重点实验室 重庆 400065; 2. 重庆长江电工工业集团有限公司 重庆 401336; 3. 重庆红宇精密工业集团有限公司 重庆 402706; 4. 国网宁夏电力有限公司银川供电公司 银川 750011)

摘 要:为探究复杂工况下汽车电控齿轮泵故障状态,需实现对齿轮泵振动的实时监测,并对故障信号的演变规律进行特征提取。首先,建立了齿轮泵动态数学模型,通过理论分析明确了齿轮泵在正常运行和故障状态下的振动来源及其特征,为故障诊断提供了理论基础。然后,根据齿轮泵的运行特点,设计并搭建了油泵齿轮故障实验平台,模拟了多种工况下的齿轮故障模式,对采集到的信号进行时频分析,提取了反映故障信息的最优指标参数。最后,采用常规数据处理方法和改进的完全自适应噪声集合经验模态分解法,对各类工况下的不同故障模式进行对比诊断。研究表明,在保证分解效率和故障识别准确率的前提下,提出的改进型完全自适应噪声集合经验模态分解法在分解时间上平均提升了 28.45%,齿轮泵在高转速下的故障识别准确率在提升了 1.29%。验证了该方法的可靠性和准确性,为齿轮泵状态监测和故障诊断技术提供了理论依据和工程参考。

关键词: 齿轮泵; 振动信号; 最优参数; 故障诊断

中图分类号: TH32; TN06 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 470.4017

Research on the fault diagnosis method of automotive electronically controlled gear pump under on-board working conditions

Liu Xingmou¹ Wei Chao¹ Yang Hui² Xiao Yao³ Yang Ning⁴

(1. Chongqing Key Laboratory of Complex Systems and Autonomous Control, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China; 2. Chongqing Changjiang Electrician Appliances Industries Group Co. Ltd., Chongqing 401336, China; 3. Chongqing Hongyu Precision Industry Group Co. Ltd., Chongqing 402706, China; 4. State Grid Ningxia Electric Power Co. Ltd., Yinchuan Power Supply Company, Yinchuan 750011, China)

Abstract: To investigate the fault states of automotive electronically controlled gear pumps under complex working conditions, it is necessary to achieve real-time monitoring of gear pump vibrations and extract the evolutionary characteristics of fault signals. Firstly, a dynamic mathematical model of gear pump was established, and the source and characteristics of gear pump vibration in normal operation and fault states were clarified through theoretical analysis, providing a theoretical basis for fault diagnosis. Then, based on the operating characteristics of the gear pump, an oil pump gear failure experiment platform was designed and built, which simulated the gear failure mode under various working conditions, conducted time-frequency analysis of the collected signals, and extracted the optimal indicators that reflected the fault information. parameter. Finally, conventional data processing methods and improved empirical modal decomposition of fully adaptive noise ensembles are used to compare and diagnose different fault modes under various operating conditions. The research results show that under the premise of ensuring the decomposition efficiency and fault identification accuracy, the proposed improved fully adaptive noise ensemble empirical modal decomposition method has increased by an average of 28.45% in decomposition time, and the fault of gear pumps at high speeds. The recognition accuracy rate has increased by 1.29%. The reliability and accuracy of this method are verified, and the theoretical basis and engineering reference for gear pump status monitoring and fault diagnosis technology are provided.

Keywords: gear pumps; vibration signals; optimum parameters; troubleshooting

收稿日期: 2024-09-21 Received Date: 2024-09-21

* 基金项目: 重庆市自然科学基金面上项目 (CSTB2024NSCQ-MSX1044)、重庆市教委科技研究项目 (KJQN202200634) 资助

0 引言

变速箱油泵为机械齿轮结构^[1],其主要作用是变速箱内齿轮系统和车内其他机械部件提供足够的润滑油来减少摩擦和磨损^[2],同时保持零部件的正常运行温度,防止油温过高对变速箱造成损坏。因此,对汽车电控齿轮泵运行状态进行监测和诊断,可以及时发现泵路系统中的故障,并及时排除以确保汽车行驶过程中的安全,具有重要的工程意义。

近年来,基于数据驱动^[3]和基于物理模型^[4]的故障诊断方法在齿轮故障诊断领域取得了较为丰硕的研究成果,但通过提取振动信号特征仍然是较准确、高效的诊断方法^[5]。其核心思想是将频谱中的突出谱线与故障特征频率的理论值进行匹配实现故障辨识^[6]。目前信号处理中特征提取主流方法包括小波变换、时频和频域分析法等^[7-8]。部分学者还考虑了采用电流信号特征的高分辨率谱对电机早期转子断条故障进行评估诊断,但电流信号容易受到负载变化的带来影响,且不能直接获取到电机内部其他部件的运行状态信息^[9]。Zhou 等^[10]和李炜等^[11]则通过建立声学信号模型,将故障音频特征提取后用于齿轮故障诊断,然而音频极易受到噪声干扰,难以区分是齿轮故障还是外围零件发生故障产生的声音。Niu 等^[12]提出了一种改进的时间同步平均算法,以增强应变信号中的故障信息。Yoon 等^[13]提出了一种使用单个压电应变传感器进行 PGB 故障诊断的新方法,该研究为行星齿轮箱故障诊断领域的应用提供了新的思路和方法。Shifat 等^[14]使用集合经验模态分解(ensemble empirical mode decomposition, EEMD)辅助监督学习对电机的振动信号进行故障诊断,但该方法在包含噪音或者信号质量较差时可能会分解出不准确的结果。伍济钢等^[15]提出了幅值变化速率方法对振动信号进行时域特征增强,并构建双通道一维卷积神经网络(1DCNN),加强 1DCNN 的时域特征提取能力,该方法加强了时域特征的提取能力,对故障诊断方法研究起到了一定的推进作用。尽管上述研究在齿轮故障诊断领域取得了丰硕成果,但仍存在以下不足:1)信号来源局限性,电流信号易受负载变化影响,声学信号易受噪声干扰,难以准确反映故障特征;2)特征提取方法局限性,传统方法如小波变换和时频分析在高噪声环境下性能下降,且对复杂工况的适应性不足;3)工况适应性不足,现有方法在低转速或高噪声工况下的故障诊断精度和分解效率仍有待提升。

基于以上分析,以汽车电控齿轮泵为研究对象,针对不同工况下的故障振动信号进行分析和特征提取。首先,建立了齿轮泵数据模型,并搭建了油泵齿轮故障实验平台,提取到多种故障设定下的原始振动信号。其次,对

采集到的原始故障信号进行时域和频域分析,得到相关振动指标参数,并筛选最能反映其故障特征的关键参数。最后,对比传统特征提取方法,提出改进的完全自适应噪声集合经验模态分解法(complete ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise, CEEMDAN),验证其在高低转速工况下的性能。结果表明,该方法在高转速工况下显著提升了故障识别准确率和分解性能,同时在低转速工况下仍保持较高的分解效率。通过实验验证,该方法在复杂工况下表现出更强的适应性和鲁棒性。该研究不仅弥补了现有方法在信号来源、特征提取和工况适应性方面的不足,还为齿轮泵故障诊断提供了新的技术手段,具有一定的理论意义和工程应用价值。

1 齿轮泵数学模型构造

基于齿轮泵结构的数学模型,研究了齿轮泵正常运行和故障状态运转时几何参数与振动信号的关联关系。进而为齿轮泵的故障实验平台搭建、故障诊断及性能预测提供坚实的理论基础。

1.1 齿轮转子泵数学模型方程

齿轮转子泵的平面构造如图 1 所示。 O_1 为内转子中心, O_2 为外转子中心, O_3 为外转子齿形圆的圆心。以 O_2 为坐标原点, 创成圆半径为 R , 外转子齿形圆的圆心 O_3 均匀分布在创成圆上。

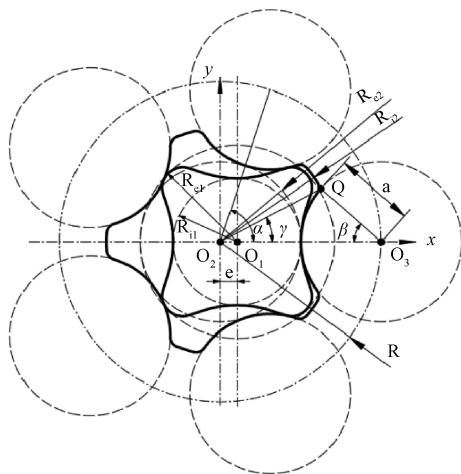


图 1 齿轮转子泵平面构造及其物理参数

Fig. 1 Gear rotor pump plane structure and its physical parameters

其中,摆线内啮合齿轮泵有以下 5 个关键参数。

1) 齿数 Z , 内转子齿数为 Z_1 , 外转子齿数为 Z_2 , 将内转子齿数 Z_1 设为变量, 则外转子齿数为:

$$Z_2 = Z_1 + 1 \quad (1)$$

2) 偏心距 e , 摆线泵内外转子在旋转过程中轴心的

距离为偏心距 e 。

3) 作成系数 k ,公式如式(2)所示。

$$k = \frac{R}{Z_2e}$$

(2)

当 $k=1$ 时,内转子齿廓曲线为普通外摆线的等距曲线,此时其齿廓容易产生尖点; $k>1$ 时,内转子齿廓曲线为短幅外摆线的内等距曲线,齿廓曲线平稳,因此作成系数 k 的取值应当 >1 ,一般取值范围为 $1.1\sim2.0$ 。

4) 弧径系数 h ,外转子齿形圆半径 a 是短幅外摆线与内转子齿廓曲线的等距值,会直接影响内转子齿廓构形。内转子齿顶会随着齿轮本体作成系数和弧径系数的增大而减小,造成抵抗逆压力梯度所消耗的能量增大,使得在运转过程中收到的流体阻力系数减小^[16]。因此引入弧径系数 h ,限制外转子齿形圆半径的大小。弧径系数 h 如式(3)所示。

$$h = \frac{a}{Z_2e}$$

(3)

根据齿轮泵结构的数学模型可知,内转子的齿根圆及齿顶圆半径分别为:

$$\begin{cases} R_{i1} = R - a - e = (k - h)Z_2e - e \\ R_{e1} = R - a + e = (k - h)Z_2e + e \end{cases}$$

(4)

外转子的齿根圆及齿顶圆半径分别为:

$$\begin{cases} R_{i2} = R - a + 2e = (k - h)Z_2e + 2e \\ R_{e2} = R - a = (k - h)Z_2e \end{cases}$$

(5)

5) 转子厚度 B ,转子厚度 B 也决定了摆线泵的额定排量。综合上述摆线泵工作模式以及关键参数,安高成等^[17]给出了工程中广泛使用的摆线泵排量流量计算公式为:

$$V = \frac{ABZ_1}{2\pi} \approx \frac{(R_{e1}^2 - R_{i1}^2)B}{2}$$

(6)

$$q \approx \frac{\pi n_1 (R_{e1}^2 - R_{i1}^2) B \eta_v}{60}$$

(7)

式中: V 、 q 、 n_1 和 η_v 分别为齿轮泵排量、泵流量、泵转速和容积效率。通过上述公式可知油泵排量、转速,以及转子齿轮参数存在比例关系。当油泵转子因物理故障发生结构变化时,可能引起泵排量、转速和容积效率的变化,甚至会在径向产生不平衡的离心力,从而引发不规律的振动信号。可以通过传感器采集这些不规律的振动信号来判断齿轮泵的故障类型。

1.2 齿轮泵实物

以TS512AYB型油泵为研究对象,其设计模型和实物结构如图2所示,其物理参数如表1所示。

1.3 齿轮故障状态划分

为研究油泵转子实际运行中的故障情况,设置了4种模拟工况,正常状态、损齿状态、缺齿状态和损齿+缺齿

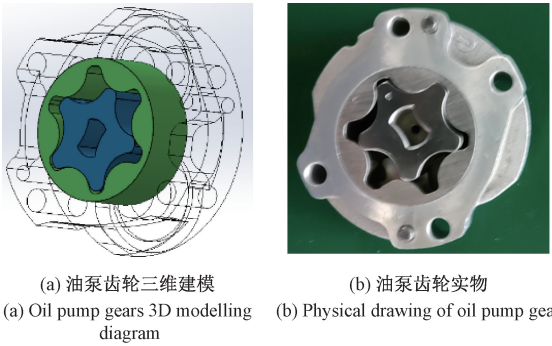


图2 油泵齿轮模型
Fig. 2 Oil pump gear model

状态,如图3所示。

表1 转子泵相关物理参数

Table 1 Physical parameters of rotor pumps	
参数	数值
齿数	5
偏心距/mm	2.3
外转子齿形圆半径/mm	6.9
作成圆半径/mm	18.3
转子厚度/mm	14.2
作成系数	1.33
弧径系数	0.49

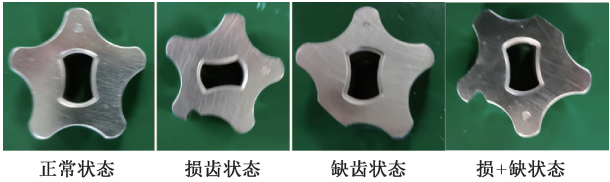


图3 油泵齿轮故障状态
Fig. 3 Failure states of oil pump gears

表2 100种齿轮工作模式

Table 2 100 gear operating modes		
齿轮状态	模式	对应状态
正常	1~25	每个油温值:30℃、50℃、80℃、
损齿	26~50	100℃、120℃都对应转速:
缺齿	51~75	800、1 000、1 500、
缺+损齿	76~100	2 000、3 000 r/min

结合油温、转速及故障状态,共考虑了100组工作模式如表2所示,并测试其各组数据作为振动信号样本。

2 油泵齿轮振动测试平台

基于齿轮泵的结构特性和数学分析,搭建了针对齿轮泵振动信号的数据采集平台。该平台能实现工作油温和实时转速的准确调控,进而可采集多种工况下油泵齿

轮正常及故障状态的振动加速度信号。其设计原理如图 4 所示,主要由 4 部分组成。

1) 电控泵控制系统,主要通过控制器局域网总线(controller area network,CAN)通信来实时控制电控泵的额定转速以及实时读取电控泵的电压、电流以及转速。

2) 油温控制系统,分别由常温子系统($30\text{ }^{\circ}\text{C}\sim 130\text{ }^{\circ}\text{C}$)和制冷子系统($-40\text{ }^{\circ}\text{C}\sim 30\text{ }^{\circ}\text{C}$)组成。其中常温子系统以水冷板作为冷源、以可控硅加热器作为热源,通过可编程逻辑控制器(programmable logic controller,PLC)控制系统中的 PID 冷热控制完成实际温度控制。制冷子系统,使用制冷机作为冷源,通过制冷机内部 PID 控制完

成实际温度控制。

3) 油泵管路切换系统,电控泵电机的转速不同会直接影响油泵的实际排油量,因此需要根据实际排油量的不同选择对应的走油管路。

4) PLC 电气控制系统,以西门子 S7-1200 PLC 作为油泵性能测试台的总体电气控制,用于读取管路流量传感器数据、管路压力传感器数据以及实际油温等数据。

电控油泵安置于该测试台工作腔,由吸油管为其供油。并在出油管路中设置流量传感器和压力传感器便于采集实时数据。油泵电机通过机械连接的方式与转子油泵相连,其实物如图 5 所示。

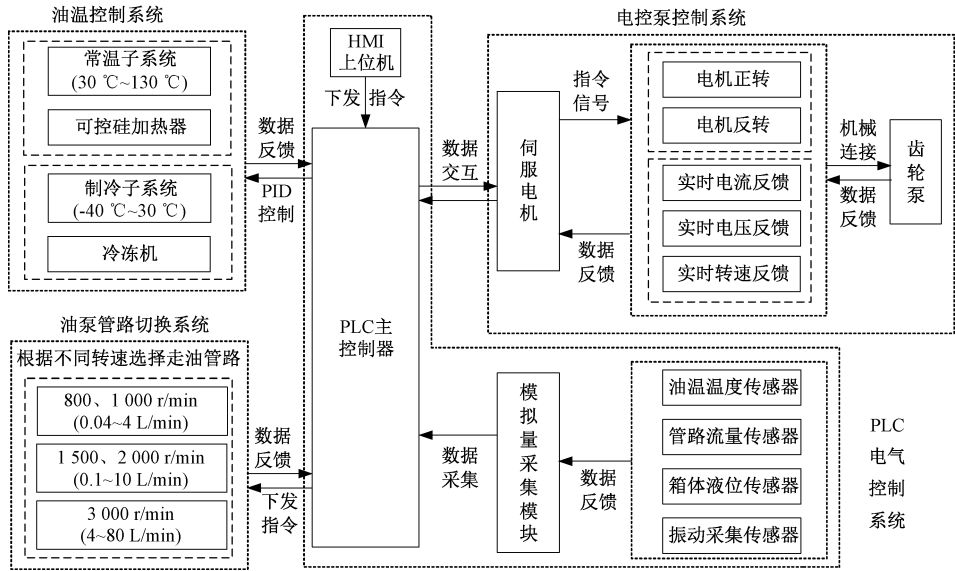


图 4 实验硬件平台结构原理

Fig. 4 Experimental hardware platform structure principle

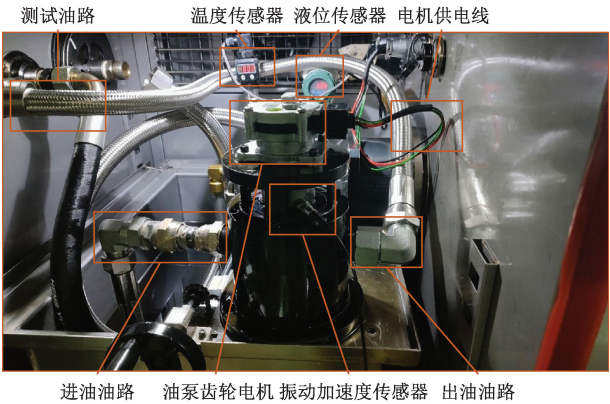


图 5 硬件实验平台

Fig. 5 Hardware experimental platform

3 油泵齿轮故障实验及振动信号提取

根据测试平台采集到原始油泵转子齿轮加速度信

号,并找出故障信息敏感的参数指标,为筛选后续特征分量提供理论依据。

3.1 原始故障信号时域分析

1) 时域指标参数

选取常用的时域分析评价指标共 11 种(表 3),定量地表征不同振动信号的时域特征。

2) 故障信号时域波形分析

以 $120\text{ }^{\circ}\text{C}$ 油温, 800 r/min 转速工作状态下的油泵齿轮时域信号,如图 6 所示。4 种状态油泵齿轮的振动时域波形均呈现一定的周期性,且油泵齿轮在正常状态和损齿状态下的振动信号幅值变化不大。然而,缺齿状态下的振动信号幅值与正常状态下的振动信号幅值差异稍大,在损+缺齿状态下,还出现了较大的振动信号幅值波动,与理论分析相符。

基于表 3 的时域指标对采集的原始波形进行计算,定量分析齿轮故障状态下与正常工作时信号的显著特征。 $120\text{ }^{\circ}\text{C}$ 油温 800 和 $3\text{ }000\text{ r/min}$ 下的振动信号计算

表 3 时域指标参数
Table 3 Time domain index parameters

含义	公式	含义	公式
方差	$\delta = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N X_n^2$	方根幅值	$X_r = \left(\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \sqrt{ x(n) } \right)^2$
标准差	$\sigma_x = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N [X(n) - \bar{x}]^2}$	波形因子	$W = \frac{X_{rms}}{\bar{x}}$
峭度	$K = \frac{\sum_{n=1}^N [x(n) - \bar{x}]^4}{(N-1)\sigma_x^4}$	峰值因子	$C = \frac{X_p}{X_{rms}}$
偏度	$S = \frac{\sum_{n=1}^N [x(n) - \bar{x}]^3}{(N-1)\sigma_x^4}$	脉冲因子	$I = \frac{X_p}{\bar{x}}$
均方根	$X_{rms} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N x^2(n)}$	裕度因子	$L = \frac{X_p}{X_r}$
均方值	$\Psi_X^2(t) = \lim_{N \rightarrow \infty} \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N X_i^2(t)$		

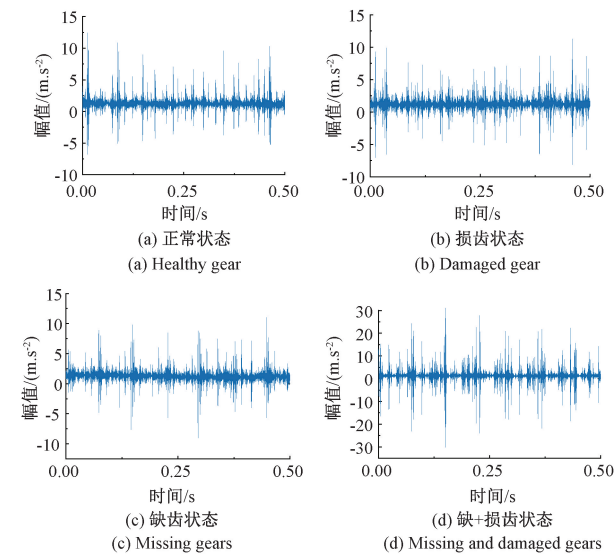


图 6 原始信号时域图像

Fig. 6 Time domain image of the original signal
结果如表 4 和 5 所示。

表 4 120 ℃-800 r/min 信号时域指标

参数	正常	损齿	缺齿	损+缺
方差	0.022 661	0.023 012	0.020 725	0.242 905
标准差	0.150 537	0.151 696	0.143 961	0.492 854
峭度	26.39 547	18.45 375	23.33 428	24.263 39
偏度	0.955 488	0.258 399	0.313 238	-0.009 33
均方根	0.284 379	0.279 807	0.280 543	0.554 444
均方值	0.080 872	0.078 292	0.078 704	0.307 408
方根幅值	0.240 417	0.230 948	0.237 603	0.313 201
波形因子	1.121 548	1.132 089	1.1144 89	1.486 123
峰值因子	13.027 76	13.391 17	13.770 49	21.300 01
脉冲因子	14.611 26	15.159 99	15.347 07	31.654 42
裕度因子	15.409 99	16.224 18	16.259 08	37.706 31

表 5 120 ℃-3 000 r/min 信号时域指标

Table 5 120 ℃-3 000 r/min signal time domain indicator

参数	正常	损齿	缺齿	损+缺
方差	0.235 611	0.209 968	0.388 258	1.357 267
标准差	0.485 397	0.458 222	0.623 104	1.165 018
峭度	5.882 151	6.635 583	5.682 125	5.683 424
偏度	-0.201 1	-0.075 01	-0.010 39	-0.041 7
均方根	0.543 986	0.520 317	0.658 803	1.191 063
均方值	0.295 921	0.270 73	0.434 021	1.418 631
方根幅值	0.349 446	0.332 531	0.398 788	0.667 275
波形因子	1.302 535	1.308 669	1.350 719	1.411 131
峰值因子	12.045 18	13.977 87	13.86 946	11.004 94
脉冲因子	15.689 27	18.292 41	18.73 376	15.529 41
裕度因子	18.750 88	21.871 43	22.912 52	19.643 42

通过观察上述两种不同的油泵齿轮工作状态下的振动信号时域指标,可以发现,1)以方差、标准差为代表的时域指标,在判断不同转速时具有比较好的表现,但在判断故障类型时容易出现混淆;2)以峭度、偏置度为代表的时域指标,在判断油泵齿轮不同转速和故障类型时均有较好表现。

原始振动信号时域波形不易直观分析出油泵齿轮的工作状况,而通过时域指标能提升一定的识别效果。其中,峭度可作为油泵齿轮状态特征的关键参考量。

3.2 原始故障信号频域分析

1) 频域指标参数

通过离散傅里叶变换将时域振动信号转变为频域信号^[18],并选取 8 种常用的频谱指标参数如表 6 所示,定量地表征不同振动信号的频域特征。

表 6 频域指标参数

Table 6 Frequency domain metrics

含义	公式	含义	公式
重心频率	$F_1 = \frac{\sum_{k=1}^K f_k S(k)}{\sum_{k=1}^K S(k)}$	频率标准差	$F_5 = \sqrt{\frac{\sum_{k=1}^K (f_k - F_1)^2 S(k)}{\sum_{k=1}^K S(k)}}$
均方频率	$F_2 = \frac{\sum_{k=1}^K f_k^2 S(k)}{\sum_{k=1}^K S(k)}$	谱峭度	$F_6 = \frac{\sum_{k=1}^K (f_k - F_2)^4 S(k)}{\sum_{k=1}^K S(k)}$
均方根频率	$F_3 = \sqrt{\frac{\sum_{k=1}^K f_k^2 S(k)}{\sum_{k=1}^K S(k)}}$	谱峭度均值	$F_7 = \frac{1}{k} \sum_{k=1}^K F_6$
频率方差	$F_4 = \frac{\sum_{k=1}^K (f_k - F_1)^2 S(k)}{\sum_{k=1}^K S(k)}$	谱峭度标准差	$F_8 = \sqrt{\frac{1}{k} \sum_{k=1}^K (F_6 - F_7)^2}$

2) 故障信号频域分析

同样以 120 ℃油温,800 r/min 转速工作状态下的油泵齿轮时域信号为例,经过快速傅里叶变换后的频域信号幅值伴随故障状态出现了较为明显变化,其频谱如图 7 所示。由图 7 可知,正常状态和损齿+缺齿状态下信号的频谱幅值变化非常明显,因为油泵齿轮在发生故障时,内部会产生非线性效应,从而产生低频谐波,在频谱图中得以突显。此外,正常、损齿以及缺齿状态下的信号,其多次谐波增长较大,而损齿+缺齿状态下的多次谐波却变化不太明显。

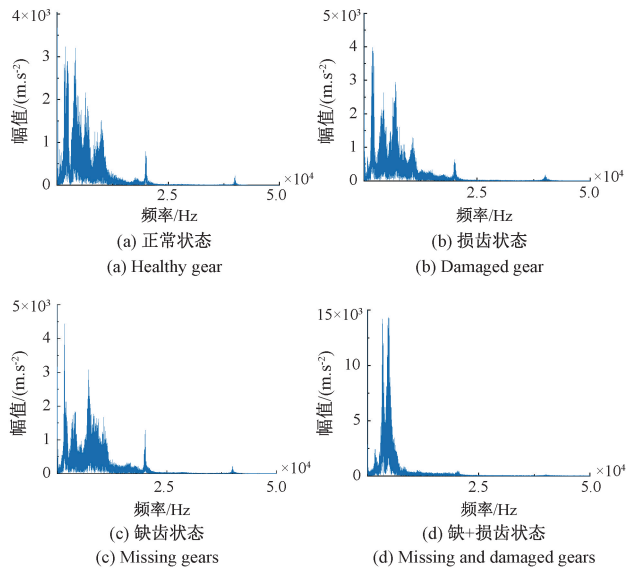


图 7 原始信号频域图像

Fig. 7 Frequency domain image of the original signal

通过表 6 的频域指标,对 120 ℃油温 800 和 3 000 r/min 情况下油泵齿轮的振动信号进行计算,结果如表 7 和 8 所示。众多指标在齿轮泵不同工作状态下均存在一定的差异,但仅有谱峭度均值指标对故障类型的反映更

加明显。在 800 r/min 时,谱峭度均值对损+缺的表征比正常运行时增大了 3 倍,而 3 000 r/min 时,则达到了 30 倍以上。

表 7 120 ℃-800 r/min 信号频域指标

Table 7 120 ℃-800 r/min signal frequency domain indicator				
参数指标	正常	损齿	缺齿	损+缺
重心频率	1 308.737	1 494.376	1 571.286	3 457.03
均方频率	8 643.238	10 783.702	13 698.325	16 630.276
均方根频率	2 939.938	3 283.855	3 701.125	4 078.023
频率方差	6 930.446	8 550.541	11 229.387	4 679.218
频率标准差	2 632.574	2 924.131	3 351.028	2 163.15
谱峭度的均值	34.205 09	33.844 01	27.822 21	119.820 3
谱峭度的标准差	24.961 73	26.189 77	26.880 57	84.666 04
谱峭度的偏度	1.544 823	1.351 035	2.217 806	1.702 764
谱峭度的峭度	5.128 109	4.083 886	9.154 581	6.037 502

表 8 120 ℃-3 000 r/min 信号频域指标

Table 8 120 ℃-3 000 r/min signal frequency domain indicator				
参数指标	正常	损齿	缺齿	损+缺
重心频率	3 965.955	4 457.247	4 719.249	4 043.478
均方频率	27 871.816	36 748.220	39 047.482	18 916.258
均方根频率	5 279.376	6 062.031	6 248.798	4 349.282
频率方差	12 143.016	16 881.171	16 776.173	2 566.545
频率标准差	3 484.683	4 108.67	4 095.873	1 602.044
谱峭度的均值	11.020 73	22.403 43	6.717 635	377.549 4
谱峭度的标准差	6.553 523	9.691 406	2.132 463	156.322 1
谱峭度的偏度	1.681 219	0.838 512	0.902 362	-0.752 67
谱峭度的峭度	6.598 291	3.018 672	2.963 325	2.676 307

3) 原始故障信号连续小波变换(CWT)谱图

频谱分析无法从信号的复杂程度变化这一方面进行分析,并且无法体现短时非周期频率波动的情况。而连续小波变换则可弥补以上缺陷^[19]。因此,引入 CWT 对 120 ℃油温、3 000 r/min 转速情况下 4 类故障状态的振动信号进行处理,计算结果如图 8 所示。

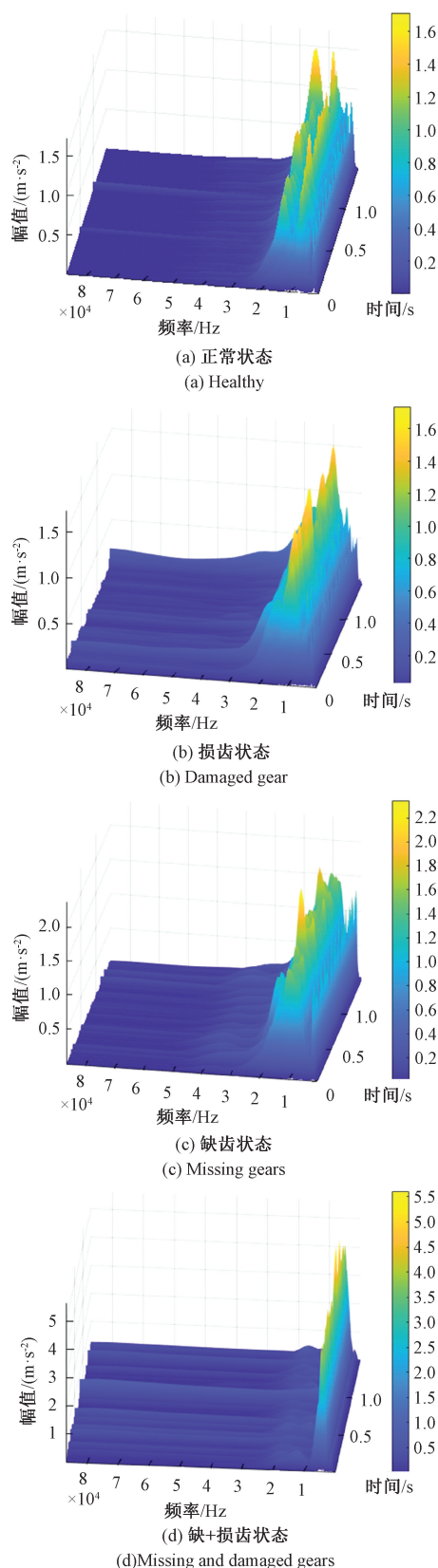


图8 原始信号 CWT 谱

Fig. 8 CWT spectrum of the original signal

由图8可知在正常状态下的油泵齿轮振动信号的时频谱整体幅值变化缓和,无明显冲击性。在 $<10\,000\text{ Hz}$ 与 $10\,000\sim 20\,000\text{ Hz}$ 存在两组能量突出部分。在损齿状态下的油泵齿轮振动信号的时频谱整体幅值变化仍然均匀,无明显冲击性。但相较于正常状态下,主要能量集中在 $10\,000\sim 20\,000\text{ Hz}$,并存在少量杂混能量波动。在缺齿状态下的油泵齿轮振动信号时频谱内平均幅值相较于前两者有所提高,出现了具有冲击性的能量变化特征。主要幅值变化仍集中在 $10\,000\sim 20\,000\text{ Hz}$ 。在损齿+缺齿状态下的油泵齿轮振动信号时频谱中低谱部分的幅值分布极为陡峭。能量集中在 $<10\,000\text{ Hz}$,并且无明显能量波动。

综上所述,损齿状态信号与缺齿状态信号的复杂程度主要体现在频率段上的复杂叠加。然而如严重故障的损齿+缺齿状态下,信号呈现明显冲击性。因此可通过时频谱中幅值的叠加情况反映信号的复杂程度。

4 故障信号特征提取方法及分析

4.1 故障信号特征提取方法

为了更好的对齿轮泵的振动信号数据进行对比分析,研究采用了4种分解算法来提取故障信号特征,分别是经验模态分解(empirical mode decomposition, EMD)、EEMD、CEEMDAN和多元集合经验模态分解(multivariate ensemble empirical mode decomposition, MEEMD)。在 $120\text{ }^{\circ}\text{C}$ 油温、 800 r/min 转速情况下,对缺+损齿状态的振动信号进行MEEMD分解,得到了8个IMF分量和1个残余分量,如图9所示。

为了能更加直观地观察各EMD算法的具体分解效果,利用3D-Kmeans聚类法对各EMD算法的IMF分量进行聚类分析^[20]。根据3.1和3.2节原始故障信号时域和频域分析可以选定。

1) 相关系数最大的IMF分量作为聚类数据的X轴数据。

2) 时域分析指标中峭度最高的IMF分量作为聚类数据的Y轴数据。

3) 频域分析指标中谱峭度均值最高的IMF分量作为聚类数据Z轴数据。

针对4种不同的EMD分解法分解分量的聚类效果如图10所示。同时为了更好的评判分解算法的优劣性,引入分解时间 t 、误差平方和(sum of squared errors, SSE)与轮廓系数(silhouette coefficient)3类聚类效果评定指标,如表9所示。

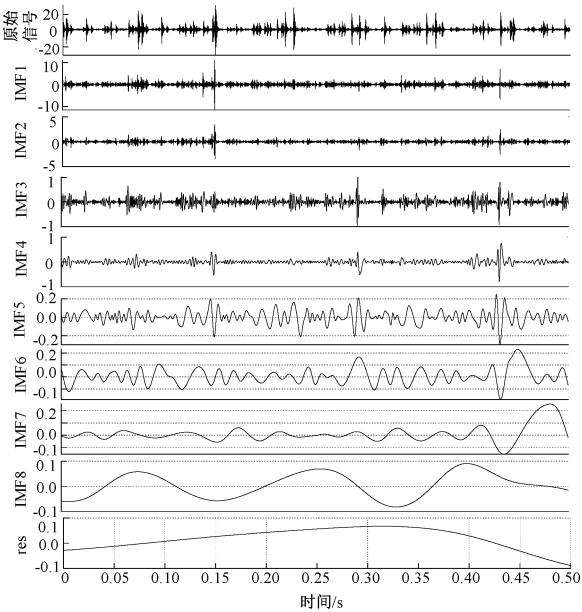


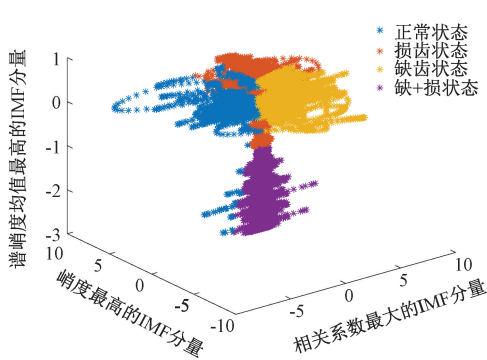
图 9 MEEMD 分解

Fig. 9 MEEMD decomposition diagram

表 9 4 类 EMD 分解法所得 IMF 分量聚类指标
Table 9 IMF component clustering indicators from four-class EMD decomposition

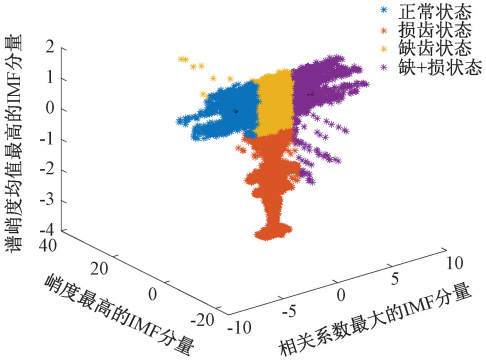
参数	EMD	EEMD	CEEMDAN	MEEMD
SSE	57 297. 74	70 985. 9	64 567. 59	56 746. 56
轮廓系数	0. 554 28	0. 625 88	0. 642 7	0. 562 15
用时/s	13. 72	359. 47	465. 12	24. 26

根据 4 种分解法的聚类效果图以及 IMF 聚类指标可以得到,EMD 分解法部分类别簇有发散情况,不同类别簇间有一定程度信号混杂。EEMD 分解法不同类别簇之间聚类效果比较好,总体轮廓比较紧致,但是存在一定程度的样本飞散现象。CEEMDAN 分解法的聚类总体轮廓比较紧致,但是每个类别簇中也出现样本飞散现象。MEEMD 分解法的聚类总体轮廓有一定程度的发散,但相较于 EEMD 分解法、CEEMDAN 分解法,MEEMD 分解法的样本混杂情况稍好。综合考虑分解时间、SSE 误差平方和值与轮廓系数,MEEMD 分解效果是最优的。



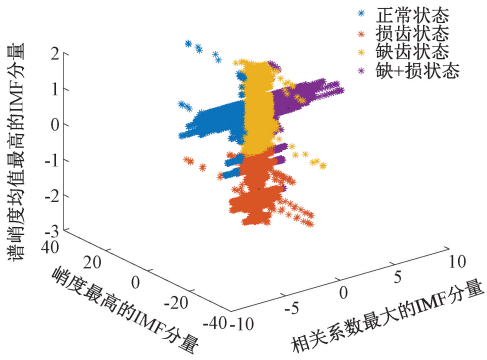
(a) EMD分解法聚类效果

(a) Clustering effects of the EMD decomposition method



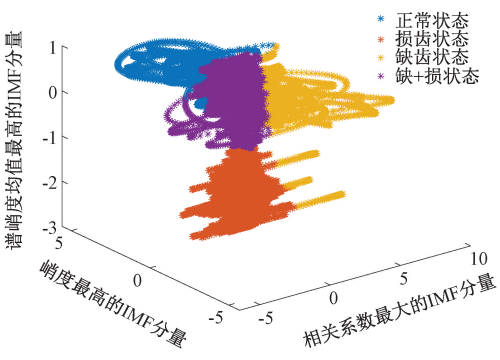
(b) EEMD分解法聚类效果

(b) Clustering effect of EEMD decomposition method



(c) CEEMDAN分解法聚类效果

(c) Clustering effects of the CEEMDAN decomposition method



(d) MEEMD分解法聚类效果

(d) Clustering effect of MEEMD decomposition method

图 10 4 类 EMD 分解法所得 IMF 分量聚类效果

Fig. 10 Clustering effect of IMF components obtained from four-class EMD decomposition method

4. 2 引入 BP 神经网络进行故障诊断

为了提升故障诊断的准确率,以 120 ℃ 油温和

800 r/min 转速工况下,对不同分解法配合 BP 神经网络对油泵齿轮故障类型的进行诊断。BP 神经网络核心在

于正向传播与反向传播。正向传播时,输入经隐含层非线性变换至输出。若输出不符期望,则启动反向传播,将误差逐层回传至输入层,并据此调整各层连接权重与阈

值,以梯度下降法减小误差。经多次迭代学习,直至找到最小化误差的网络参数即训练完成^[21],诊断结果如图 11~14 所示。

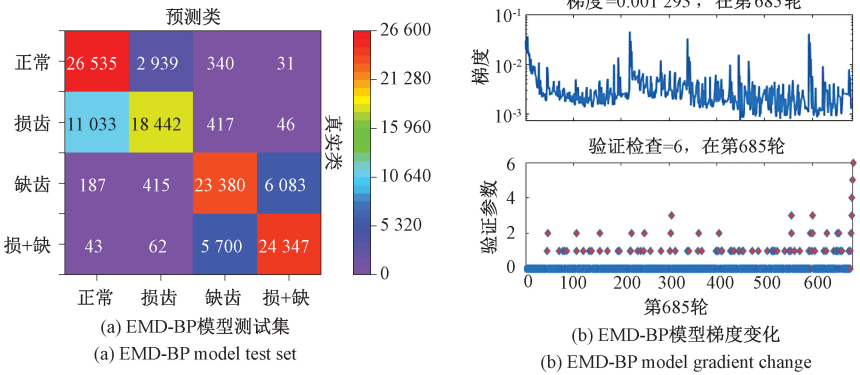


图 11 EMD-BP 模型识别结果

Fig. 11 EMD-BP model identification results

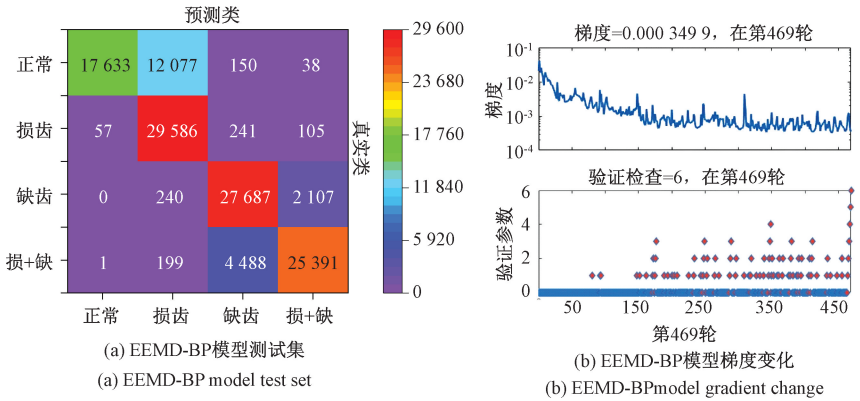


图 12 EEMD-BP 模型识别结果

Fig. 12 EEMD-BP model identification results

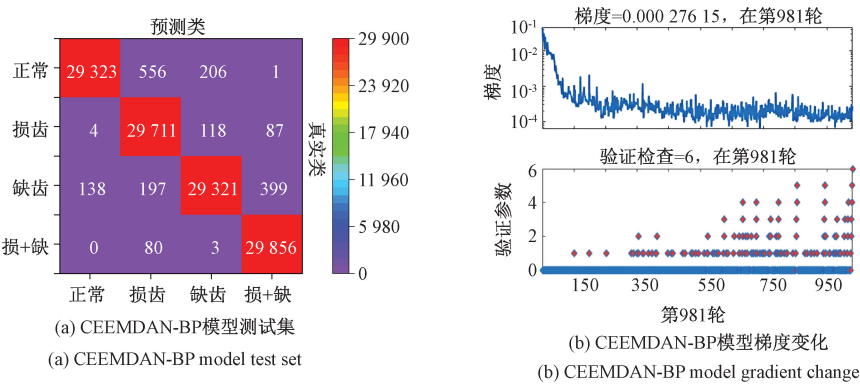


图 13 CEEMDAN-BP 模型识别结果

Fig. 13 CEEMDAN-BP model identification results

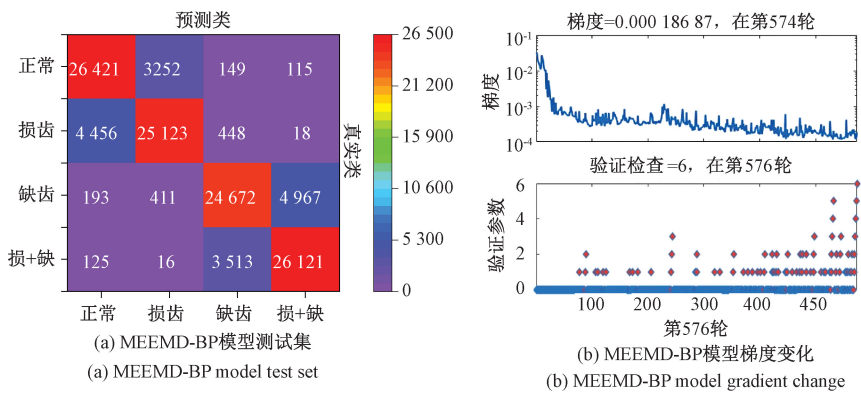


图 14 MEEMD-BP 模型识别结果

Fig. 14 MEEMD-BP model identification results

综合上述 4 种 EMD-BP 模型在 800 r/min 低转速和 3 000 r/min 高转速情况下不同的分解性能,并将其关键指标列出,如表 10 和 11 所示。

表 10 120 ℃油温-800 r/min 转速各模型识别结果

Table 10 Identification results of each model under 120 ℃ oil temperature-800 r/min speed

分解法	EMD-BP	EEMD-BP	CEEMDAN-BP	MEEMD-BP
EMD 分解时间/s	13.55	374.24	521.99	24.15
神经网络训练时间/s	113.00	76.00	151.00	89.00
模型总体时间/s	126.55	450.24	672.99	113.15
神经网络迭代次数	685	469	981	574
训练集准确率/%	77.44	83.77	98.63	85.22
测试集准确率/%	77.25	83.58	98.58	85.28

4.3 基于 MCEEMDAN 的振动信号分析方法

根据 4.2 节引入 BP 神经网络后,对 4 种分解方法进行总结,提出了一种改进后的 MCEEMDAN,它结合了 CEEMDAN 分解方法识别准确率高和 MEEMD 分解方法模型总体用时短的优点。使用 MCEEMDAN 方法对油泵齿轮故障信号进行处理后,可以得到较为准确的振动特征信号,从而提高对油泵齿轮故障的检测、识别和预测的准确度。MCEEMDAN 分解主要步骤如下,其流程如图 15 所示。

- 1)对原始信号进行 EMD 分解,此时会得到 EMD 分解对应的 IMF 模态分量。
- 2)将得到的所有 IMF 模态分量进行排列熵筛选,将排列熵满足设定阈值的 IMF 分量筛选出来。
- 3)将得到的所有排列熵较大的 IMF 分量信号从原始信号中去掉,最终得到新的原始信号。
- 4)将得到的新原始信号进行 CEEMDAN 分解。

根据上述步骤可以得到 MCEEMDAN 分解法对应的 IMF 模态分量。虽然该分解法额外添加了一次 EMD 分解以及相关 IMF 模态分量筛选的工作量,但是该方法从原始信号中剥离了时间序列复杂且随机的信号,并对原始信号做了一次信号重构,降低了原始信号的复杂程度。最终在保证 MCEEMDAN 分解法的识别准确率与 CEEMDAN 分解法近似相同的基础上,使 MCEEMDAN 分解法的整体分解时间下降。

1)改进 MCEEMDAN 分解法的准确率

在使用特征分量进行故障诊断和模式识别的环节中,通过对比改进 MCEEMDAN 分解法与 CEEMDAN、MEEMD 分解法的识别准确率,可以具体分析不同转速工况下的分解性能。与 3.4 节的齿轮泵工况设置相同,以 120 ℃油温,800 r/min 转速与 3 000 r/min 转速工况进行对比,得到如表 12 和 13 所示。

表 11 120 ℃油温-3 000 r/min 转速-各模型识别结果

Table 11 Identification results of each model under 120 ℃ oil temperature-3 000 r/min speed

分解法	EMD-BP	EEMD-BP	CEEMDAN-BP	MEEMD-BP
EMD 分解时间/s	13.79	353.94	409.43	24.39
神经网络训练时间/s	226.00	157.00	110.00	97.00
模型总体时间/s	239.79	510.94	519.43	121.39
神经网络迭代次数	1 000	1 000	654	551
训练集准确率/%	86.51	82.30	92.46	92.57
测试集准确率/%	86.56	82.24	92.37	92.53

由表 10 和 11 可知,CEEMDAN-BP 模型识别准确率最高,其模型的稳定性与收敛能力也最强。但是其信号分解时间较长,导致模型总体用时最长。MEEMD-BP 模型识别准确率相对较低,但是该模型在保证了一定准确率的同时,模型总体用时大幅减少。EMD-BP 模型的总体用时最短,其代价是模型性能的下降,模型识别准确率最低,其模型的稳定性与收敛能力也较差。EEMD-BP 模型识别准确率相对较低,且模型整体用时较长。

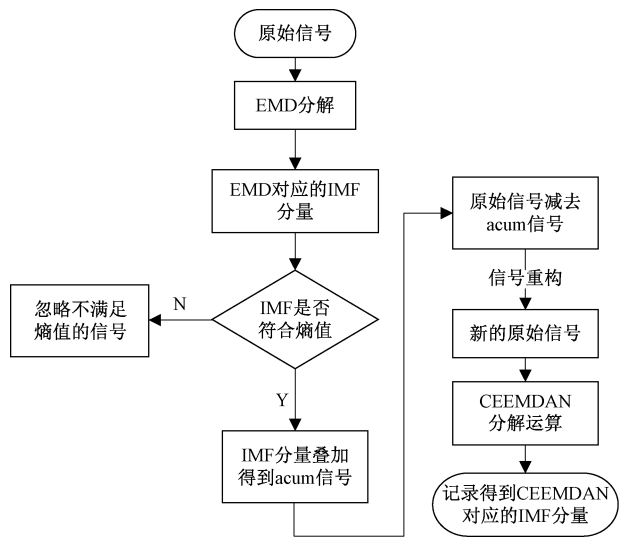


图 15 MCEEMDAN 分解流程

Fig. 15 MCEEMDAN decomposition flowchart

表 12 120 ℃油温-800 r/min 转速下各模型识别结果

Table 12 Identification results of each model under 120 ℃ oil temperature-800 r/min speed				
分解法	EEMD- BP	CEEMDAN- BP	MEEMD- BP	MCEEMD- BP
分解时间/s	374.24	521.99	24.15	382.56
神经网络训练时间/s	76	151	89	44
模型总体时间/s	510.94	519.43	121.39	426.56
神经网络迭代次数	469	981	574	834
训练集准确率/%	83.77	98.63	85.22	87.40
测试集准确率/%	83.58	98.58	85.28	87.31

表 13 120 ℃油温-3 000 r/min 转速下各模型识别结果

Table 13 Identification results of each model under 120 ℃ oil temperature-3 000 r/min speed				
分解法	EEMD- BP	CEEMDAN- BP	MEEMD- BP	MCEEMD- BP
分解时间/s	353.94	409.43	24.39	313.03
神经网络训练时间/s	157	110	97	28
模型总体时间/s	1572.75	1747.71	194.56	341.03
神经网络迭代次数	1 000	654	551	536
训练集准确率/%	82.30	92.46	92.57	93.53
测试集准确率/%	82.24	92.37	92.53	93.66

由表 11 与 12 可知,1)在低转速工况下,改进 MCEEMDAN 分解法的识别准确率较 CEEMDAN 分解法有所下降,但分解时间减少了 29.6%,同时相比 MEEMD 分解法,识别准确率提高了 2.03%;2)在高转速工况下,改进 MCEEMDAN 分解法较 CEEMDAN 分解时间减少了 26.7%,识别准确率提高了 1.29%,同时相比 MEEMD 分解法,识别准确率也提升了 1.13%。

由于改进的 MCEEMDAN 分解法使用了排列熵判

断,本质上是对所有 IMF 分量的时间序列复杂程度、无序程度进行筛选。在高转速情况下,故障信号分量更加清晰和突出,与无序 IMF 分量的区别更大,所以不会被排列熵筛选过滤掉。相比在低转速情况下,故障信号和无序分量之间的区别减小,容易出现被排列熵过滤掉的情况。

2)改进 MCEEMDAN 分解法的时间性能

根据上述所得结论,可以确定改进 MCEEMDAN 分解法与 CEEMDAN 分解法在不同转速工况下的识别准确率存在显著差异,但改进 MCEEMDAN 分解法得到的分解时间性能总体得到提升。面对不同齿轮故障类型、不同油温工况以及不同转速工况下的多模式信号样本,MCEEMDAN 分解法的分解时间显著降低,如图 16 所示。

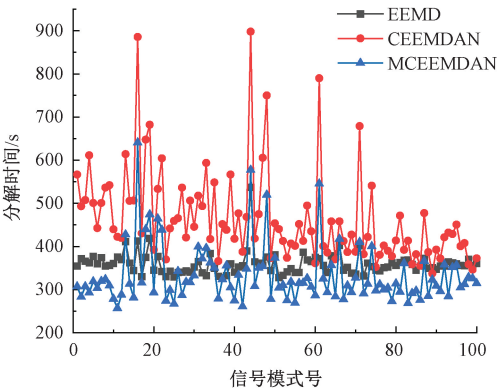


图 16 EEMD、CEEMDAN 和 MCEEMDAN 分解时间对比

Fig. 16 Comparison of decomposition times for EEMD, CEEMDAN, and MCEEMDAN

将图 16 进行平均和汇总,可以得到 MCEEMDAN 分解法、CEEMDAN 分解法和 EEMD 分解法在不同齿轮故障、不同油温下和不同转速下的平均分解用时,具体如表 14 所示。

表 14 不同分解法的分解时间

Table 14 Decomposition time for different decomposition methods					
工况类型	EEMD/s	CEEMDAN/s	MCEEMDAN/s	时间减少幅度/%	
模式	正常	364.03	522.24	340.7	6.41/34.76
	损齿	359.81	499.68	348.79	3.06/30.20
	缺齿	356.56	441.75	326.76	8.36/26.03
	损齿+缺齿	357.49	396.81	312.34	12.63/21.29
油温	30 ℃	350.18	452.59	304.28	13.11/32.77
	50 ℃	360.63	460.22	323.9	10.18/29.62
	80 ℃	357.63	453.14	323.47	9.55/28.62
	100 ℃	372.36	493.25	363.24	2.45/26.36
	120 ℃	356.55	466.39	345.86	3.00/25.84
	800 r/min	362.18	497.54	357.75	1.22/28.10
转速	1 000 r/min	352.97	452.22	323.03	8.48/28.57
	1 500 r/min	358.94	469.52	334.88	6.70/28.68
	2 000 r/min	368.94	483.01	338.42	8.27/29.94
	3 000 r/min	354.34	423.32	306.67	13.45/27.56

通过图 16 和表 13 可以观察到, MCEEMDAN 分解法相较于其他两种分解法, 分解时间显著缩短, 分别减少了 7.63% 和 28.45%。这一结果进一步验证了改进 MCEEMDAN 分解法在分解过程中, 通过排列熵对时间序列复杂且随机的 IMF 分量进行筛选, 并对振动信号进行重构, 有效降低了原始振动信号的复杂度, 从而减少了后续信号分解的难度。

5 结 论

本文对汽车电控齿轮泵在复杂工况下的不同齿轮故障进行了研究, 搭建了油泵齿轮故障诊断实验平台, 对原始故障振动信号进行时域和频域上的分析, 得到了最优的指标参数。随后, 选取了 4 种常用的故障特征提取方法, 结合最优的指标参数对其分解性能和分解效果进行比较。最后, 根据综合性能最好的两种分解法提出了一种改进后的 MCEEMDAN 分解法: 将原始信号进行 EMD 分解后得到对应的 IMF 模态分量进行排列熵, 将排列熵满足设定阈值的 IMF 分量筛选出来进行信号重构, 进行 CEEMDAN 分解法分解。结果表明, 与传统的 CEEMDAN 分解方法进行比较, 在高转速工况下, MCEEMDAN 的故障识别准确率提升了 1.29%, 并且平均分解时间下降了 28.45%。在低转速工况下, 虽识别准确较传统方法有所降低, 但分解时间下降了 29.6%。因此在实际的工业应用场景中, 可以根据不同工况选取合适的分解法进行故障诊断。该研究结论为汽车电控齿轮泵状态监测和故障诊断提供了理论依据和工程参考。

在实际工程应用中, 由于环境噪声、传感器精度、数据采集频率等因素可能进一步影响该方法的稳定性和可靠性。为克服这些挑战, 未来研究可以考虑以下方向: 首先, 优化信号预处理技术, 如引入自适应滤波或小波降噪方法, 以提高低转速工况下的信号质量。其次, 结合多传感器数据融合技术, 综合利用振动、电压、电流等多源信息, 提升故障诊断的鲁棒性。最后, 探索基于深度学习的智能诊断方法, 利用其强大的特征提取能力, 进一步提高复杂工况下的诊断精度和效率。通过这些改进, MCEEMDAN 分解法在实际工业应用中的普适性和实用性将得到进一步提升。

参考文献

- [1] 金丽君. 一种汽车变速箱油泵齿形链的仿真和实验研究[J]. 机械传动, 2022, 46(7): 126-130.
- [2] JIN L J. Simulation and experimental study of toothed chain of automobile transmission oil pump [J]. Mechanical Dynamics, 2022, 46(7): 126-130.
- [3] 田天赐, 贾军庆, 师素双, 等. 计入剪切速率与含气率的润滑油黏温特性研究[J]. 润滑与密封, 2024, 49(8): 160-167.
- [4] TIAN T C, JIA J Q, SHI S H, et al. Study on viscosity and temperature characteristics of lubricating oil including shear rate and gas content [J]. Lubrication and Sealing, 2024, 49(8): 160-167.
- [5] 杨永灿, 刘韬, 王振亚, 等. 基于 SincNet 网络结合注意力机制齿轮箱故障诊断[J]. 电子测量技术, 2022, 45(5): 169-174.
- [6] YANG Y C, LIU T, WANG ZH Y, et al. Fault diagnosis of gearbox based on SincNet network combined with attention mechanism [J]. Electronic Measurement Technology, 2022, 45(5): 169-174.
- [7] 陈杨, 马军, 熊新, 等. 基于时变啮合刚度的多剥落齿轮振动响应分析[J]. 电子测量与仪器学报, 2024, 38(3): 12-22.
- [8] CHEN Y, MA J, XIONG X, et al. Vibration response analysis of multi-spalling gears based on time-varying meshing stiffness [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2024, 38(3): 12-22.
- [9] FENG K, JI J C, NI Q, et al. A review of vibration-based gear wear monitoring and prediction techniques [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2023, 182: 109605.
- [10] JIANG T, ZHANG Q, WEI X, et al. Variational multi-harmonic mode extraction for characterising impulse envelope of bearing failures [J]. ISA Transactions, 2023, 132: 524-543.
- [11] 钱小毅, 张宇献. 基于动态特征矩阵的 k 近邻风电机组故障检测方法[J]. 仪器仪表学报, 2019, 40(6): 202-212.
- [12] QIAN X Y, ZHANG Y X. Fault detection method of k-neighbor wind turbine based on dynamic feature matrix [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2019, 40(6): 202-212.
- [13] 贾凯, 江明, 袁啸林, 等. 基于代价敏感型 LightGBM 的分子泵故障检测[J]. 电子测量与仪器学报, 2022, 36(10): 55-64.
- [14] JIA K, JIANG M, YUAN X L, et al. Fault detection of molecular pump based on cost-sensitive LightGBM [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2022, 36(10): 55-64.
- [15] 贾朱植, 杨理践, 祝洪宇, 等. 基于高分辨率谱估计的早期转子断条故障诊断[J]. 仪器仪表学报, 2017, 38(2): 279-287.

- JIA ZH ZH, YANG L J, ZHU H Y, et al. Early rotor broken bar fault diagnosis based on high-resolution spectral estimation [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2017, 38(2): 279-287.
- [10] ZHOU Z Y, FENG Z P. Planetary gearbox fault diagnosis via acoustic signal analysis [C]. 2017 International Conference on Sensing, Diagnostics, Prognostics, and Control (SDPC), Shanghai, China, 2017: 29-34.
- [11] 李炜, 刘禹, 李立刚, 等. 基于自适应降噪的柱塞泵故障音频特征提取方法[J]. 国外电子测量技术, 2023, 42(1): 1-6.
- LI W, LIU Y, LI L G, et al. Audio feature extraction method for piston pump fault based on adaptive noise reduction [J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2023, 42(1): 1-6.
- [12] NIU H, WANG Z, ZHAI Y J. Strain signal-based fault diagnosis method for the planet gear in planetary gearboxes [C]. 2024 IEEE International Conference on Computational Intelligence and Virtual Environments for Measurement Systems and Applications (CIVEMSA), Xi'an, China, 2024: 1-5.
- [13] YOON J, HE D, VAN H B. On the use of a single piezoelectric strain sensor for wind turbine planetary gearbox fault diagnosis [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2015, 62(10): 6585-6593.
- [14] SHIFAT T A, HUR J W. EEMD assisted supervised learning for the fault diagnosis of BLDC motor using vibration signal [J]. Journal of Mechanical Science and Technology, 2020, 34(10): 3981-3990.
- [15] 伍济钢, 文港, 杨康. 改进一维卷积神经网络的航空发动机故障诊断方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2023, 37(3): 179-186.
- WU J G, WEN G, YANG K. Improved one-dimensional convolutional neural network for aeroengine fault diagnosis method [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2023, 37(3): 179-186.
- [16] 黄龙龙, 王艳华, 刘勇, 等. 内摆线齿轮泵齿廓在流场中的几何特性分析[J]. 机床与液压, 2020, 48(7): 143-148, 165.
- HUANG L L, WANG Y H, LIU Y, et al. Analysis of geometric characteristics of the tooth profile of the cycloidal gear pump in the flow field [J]. Machine Tool & Hydraulics, 2020, 48(7): 143-148, 165.
- [17] 安高成, 李培国, 郭嘉琪, 等. 基于齿廓曲线的外啮合齿轮泵排量计算[J]. 机床与液压, 2024, 52(12): 25-32, 84.
- AN G H, LI P G, GUO J Q, et al. Calculation of displacement of external gear pump based on tooth profile [J]. Machine Tools and Hydraulics, 2024, 52(12): 25-32, 84.
- [18] DIAO R P, MENG Q F. An interpolation algorithm for discrete Fourier transforms of weighted damped sinusoidal signals [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2014, 63(6): 1505-1513.
- [19] 周舟, 陈捷, 吴明明. 基于 CWT 和优化 Swin Transformer 的风电齿轮箱故障诊断方法[J]. 振动与冲击, 2024, 43(15): 200-208.
- ZHOU Z, CHEN J, WU M M. Fault diagnosis method of wind power gearbox based on CWT and optimized Swin Transformer [J]. Vibration and Shock, 2024, 43(15): 200-208.
- [20] 杨俊闯, 赵超. K-Means 聚类算法研究综述[J]. 计算机工程与应用, 2019, 55(23): 7-14, 63.
- YANG J CH, ZHAO CH. A review of research on K-Means clustering algorithm [J]. Computer Engineering and Applications, 2019, 55(23): 7-14, 63.
- [21] 王力, 张露露. 基于 IHHO-BP 神经网络的模拟电路故障诊断[J]. 电子测量与仪器学报, 2024, 38(5): 238-248.
- WANG L, ZHANG L L. Analogue circuit fault diagnosis based on IHHO-BP neural network [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2024, 38(5): 238-248.

作者简介



E-mail: liuxm@cqupt.edu.cn

Liu Xingmou received his B. Sc. degree from Jilin University in 2010, M. Sc. degree and Ph. D. degree both from Chongqing University in 2013 and 2017, respectively. He is now a lecturer at Chongqing University of Posts and Telecommunications. His main research interests include fault diagnosis and detection of electrical equipment.



魏钞, 2022 年于重庆工商大学大学获得学士学位, 现为重庆邮电大学研究生, 主要研究方向为电力设备多物理场及故障检测。

E-mail: iswchao@163.com

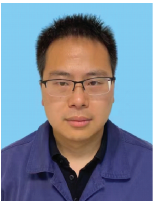
Wei Chao received his B. Sc. degree from Chongqing Technology and Business University in 2022. He is now a M. Sc. candidate at Chongqing University of Posts and Telecommunications. His main research interests include multi-physical fields and fault detection in power equipment.



E-mail: suiyueliuzhuan@qq.com

Yang Hui (Corresponding author) received his B. Sc. degree from Chongqing University of Posts and Telecommunications in 2010, and M. Sc. degree from Chongqing University of Posts and Telecommunications in 2024. His main research interests include motor control and gear fault diagnosis.

杨辉 (通信作者), 2016 年于重庆邮电大学获得学士学位, 2024 年于重庆邮电大学获得硕士学位, 现为长江电工工业集团有限公司助理工程师, 主要研究方向为电机控制及齿轮故障诊断。



肖遥, 2010 年于吉林大学获得学士学位, 现为重庆红宇精密工业集团有限公司高级工程师, 主要研究方向为电机控制及故障诊断。
E-mail: 541294138@qq.com

Xiao Yao received his B. Sc. degree from Jilin University in 2010. He is now a senior engineer at Chongqing Hongyu Precision Industrial Group Co., Ltd. His main research interests include motor control and fault diagnosis.



杨宁, 2018 年于重庆大学获得硕士学位, 现为为国网宁夏电力有限公司银川供电公司工程师, 主要研究方向为调度自动化及继电保护。
E-mail: 791339327@qq.com

Yang Ning received his M. Sc. degree from Chongqing University in 2018. He is now an engineer at Yinchuan Power Supply Company of State Grid Ningxia Electric Power Co., Ltd. His main research interests include dispatch automation and relay protection.