

DOI: 10.3901/JME.2023.14.310

# 基于 GLCT 及 CPA-SVM 的变转速齿轮泵 健康状态分类研究\*

郭锐<sup>1,2,3</sup> 张印浩<sup>1</sup> 牛雯雯<sup>1</sup> 骆雄帅<sup>1</sup> 蔡伟<sup>1,3,4</sup>  
王建伟<sup>1,4</sup> 王岳峰<sup>1</sup> 赵静一<sup>1,3,4</sup>

- (1. 燕山大学河北省重型机械流体动力传输与控制重点实验室 秦皇岛 066004;
2. 西昌卫星发射中心航天发射场可靠性技术重点实验室 海口 571126;
3. 燕山大学先进锻压成形技术与科学教育部重点实验室 秦皇岛 066004;
4. 燕山大学河北省特种运载装备重点实验室 秦皇岛 066004)

**摘要:** 针对齿轮泵变转速工况, 提出广义线性调频小波变换(General linear chirplet transform, GLCT)和食肉植物算法(Carnivorous plant algorithm, CPA)优化支持向量机(Support vector machines, SVM)相结合的齿轮泵健康状态分类识别方法。首先选取 4 组磨损量不同的轴套, 利用改造试验台采集不同状态下齿轮泵的振动信号; 然后, 引入 GLCT 时频分析方法消除转速变化的影响, 提取瞬时旋转频率, 进行角度域重采样, 提取角度域中峰值指标、脉冲指标、峭度指标, 与阶次谱方均根值、阶次域阶次幅值作为特征参数; 最后, 引入 CPA 对 SVM 两个参数  $c$  和  $g$  优化的分类方法, 进行齿轮泵的健康状态进行分类识别, 为了进一步验证算法有效性将其与 SVM 和极限学习机(Extreme learning machine, ELM)两种方法进行比较。结果表明, 提出的分类方法平均准确率可达 93.75% 以上, 能有效提高分类识别准确率。

**关键词:** 齿轮泵; 变转速; 健康状态评估; 广义线性调频小波变换; 支持向量机

中图分类号: TG156

## Study on Health Status Classification of Variable Gear Pump Based on GLCT and CPA-SVM

GUO Rui<sup>1,2,3</sup> ZHANG Yin hao<sup>1</sup> NIU Wen wen<sup>1</sup> LUO Xiong shuai<sup>1</sup> CAI Wei<sup>1,3,4</sup>  
WANG Jian wei<sup>1,4</sup> WANG Yue feng<sup>1</sup> ZHAO Jing yi<sup>1,3,4</sup>

- (1. Hebei Provincial Key Laboratory of Heavy Machinery Fluid Power Transmission and Control, Yanshan University, Qinhuangdao 066004;
2. Key Laboratory of Space Launching Site Reliability Technology, Xichang Satellite Launch Center, Haikou 571126;
3. Key Laboratory of Advanced Forging & Stamping Technology and Science, Yanshan University, Qinhuangdao 066004;
4. Hebei Key Laboratory of Special Delivery Equipment, Yanshan University, Qinhuangdao 066004)

**Abstract:** Aiming at the variable speed condition of gear pump, a gear pump health state classification and recognition method based on general linear chirplet transform(GLCT) and carnivorous plant algorithm(CPA) optimized support vector machines(SVM) is proposed. Firstly, four groups of shaft bushing with different wear amount are selected, and vibration signals of gear pump under different states are collected by the modified test bed. Then, the time-frequency analysis method of GLCT is introduced to eliminate the influence of speed change. The instantaneous rotation frequency is extracted, and the angle domain resampling is carried out. The peak index, pulse index, kurtosis index in Angle domain are extracted, and the root mean square value of order spectrum and the

\* 国家自然科学基金资助项目(52075469, 12173054)。20220807 收到初稿,  
20230420 收到修改稿

amplitude of order domain are taken as the characteristic parameters. Finally, CPA is introduced to optimize the  $c$  and  $g$  two parameters of SVM to classify and identify the health status of gear pump. In order to further verify the validity of the algorithm, it is compared with SVM and ELM. The results show that the average accuracy of the classification method proposed can reach more than 93.75%, which can effectively improve the accuracy of classification and recognition.

**Key words:** gear pump; variable speed; health status assessment; general linear chirplet transform; support vector machines

## 0 前言

齿轮泵因体积小、质量轻、能适应各种恶劣环境,同时在各种复杂工况下的适应性较大,可以承受大的负载冲击<sup>[1]</sup>,被广泛应用在各种液压系统中。然而随着内部结构的磨损和外部恶劣环境的影响,齿轮泵性能逐渐退化。齿轮泵作为液压系统核心元件,其健康状态评估对整个系统的稳定运行有着重大意义。

齿轮泵在变转速工况下振动信号中所包含的特征信息与定转速工况下有着明显的区别。为了消除速度变化的影响,通过探究转速和振动信号之间的关系,找到转速和振动信号之间的一个映射关系是消除转速影响的一条思路,阶次分析是变转速健康状态识别一个重要的方法。通过时频分析的方法对原始信号进行分析来获得瞬时旋转频率(Instantaneous rotation frequency, IRF),再对瞬时频率积分可得到旋转的瞬时相位,进一步的角度域重采样完成阶次分析。瞬时频率能够反映解析信号瞬时变化,在频谱图中可以找到与瞬时频率对应的瞬时谱,进一步将瞬时谱求均值就是瞬时频率,它描述了信号在对应时刻的局部振荡速度<sup>[2]</sup>。中国科学技术大学的贾继德等<sup>[3]</sup>将经验模态分解(Empirical mode decomposition, EMD)与 Hilbert 变换相结合来获取设备的瞬时转速,对在发动机的试验中得到的振动信号进行分析;RANDALL 等<sup>[4]</sup>提出了一种迭代方法来提取速度波动小于 30% 谐波的瞬时频率来弥补窄带解调的啮合频率和变频混淆的问题。

尽管以上方法能够很大程度解决由变转速和非稳态引起的频谱模糊,但是在针对瞬时频率利用数值积分时会引起转角计算误差。而时频分析(Time-frequency analysis, TFA)提供了一种替代的、强大的解决方案来表征非平稳信号的瞬时频率特征<sup>[5]</sup>。为了提高时频分析方法的性能,人们提出了参数化时频分析策略。Chirplet transform(CT)由 Refs 设计,通过使用一个外部参数调频率<sup>[6-7]</sup>,CT 能够为线性调制信号创建一个高度集中的时频表示。KWOK 等<sup>[8]</sup>提出了一种自适应时频分析方法,利用

最大似然估计来选择分析窗口的最佳宽度和调频率。MOTTIN 等<sup>[9]</sup>开发了一种算法,根据信号的时频特征来搜索最佳的调频率。CANDES 等<sup>[10]</sup>提出了一种检测高振荡信号的调频路径追踪方法。PENG 等<sup>[11]</sup>提出了几种非线性数学模型来描述被分析信号的固有特征。

健康状态识别实际上是根据振动信号反应故障和损伤程度的特征进行分类识别的过程。通过得到的振动信号,挖掘信号内部的有效信息,建立完善的故障分类体系。JOSE 等<sup>[12]</sup>提出了一种早期检测移动液压机动臂促动器内部泄漏故障的方法,利用压力和动臂角度位移信号训练支持向量机分类器来检测和分类内部泄漏故障,得到较好分类结果;PANDA 等<sup>[13]</sup>采集离心泵不同流阻和空化开始时的振动信号,提取时域特征并将其反馈给支持向量机(Support vector machines, SVM)算法进行训练和测试,在较高转速下,对多类故障分类的预测精度较高;焦晓璇等<sup>[14]</sup>在机载燃油泵寿命预测试验中提出了基于自适应差分变异的狼群(Adaptive differential evaluation grey wolf optimizer, ADEGWO)算法优化支持向量机预测模型参数的组合寿命预测模型,准确预测了燃油泵的剩余寿命。

齿轮泵在变转速工况下运行时,其振动信号较为复杂,传统特征提取方法并不适用。针对以上问题,引入广义线性调频小波变换(General linear chirplet transform, GLCT)的时频分析方法消除转速变化的影响,提取瞬时旋转频率,进行角度域重采样。再通过提取角度域振动信号中对转速变化不敏感的无量纲参数及阶次谱方均根值、阶次域阶次幅值等 8 个参数作为特征参数,利用食肉植物算法优化支持向量机(Carnivorous plant algorithm-support vector machine, CPA-SVM)相结合的齿轮泵健康状态分类识别方法对齿轮泵的健康状态进行分类识别。

## 1 时频分析方法理论

变转速下振动信号具有非平稳性,傅里叶频率分辨率降低,不再合适地表示信号的特征,因此提

出了用瞬时频率来表示非稳定信号频率的时变性。

传统的时频分析方法由于其固有的限制,无法提供高分辨率的时频图。对此,我们引进了一种新的 TFA 方法,即 GLCT,它可以提供更集中的能量时频(Time-frequency, TF)结果<sup>[15]</sup>, GLCT 原理图如图 1 所示。

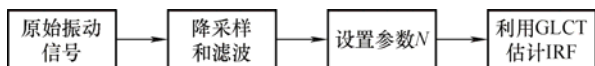


图 1 GLCT 原理图

根据 Ville 理论,一个解析信号中考虑时变的瞬时频率  $IF$  可以写成

$$s(t) = A(t) \cdot \exp\left\{i \int \varphi(t) dt\right\} \quad (1)$$

式中,  $A(t)$  为振幅, 所以其瞬时频率可以表示为

$$IF = \varphi(t) \quad (2)$$

在短时间  $u$  内, 将瞬时频率  $IF$  通过泰勒展开式展开为

$$\varphi(t)|_{t \in u} = \varphi(u) = \varphi(t') + \varphi'(t')(u - t') \quad (3)$$

式中,  $\varphi(t')$  是时刻  $t'$  的瞬时频率,  $\varphi'(t')$  是  $IF$  在时刻  $t'$  的一阶导数。

根据线性调频变换理论, 信号  $s(t)$  的傅里叶变换如下

$$S(t', w, c) = \int_{-\infty}^{+\infty} w(u - t') \cdot s(u) \cdot \exp(-i w u) \cdot \exp\left\{-i c (u - t')^2 / 2\right\} du \quad (4)$$

式中,  $\exp\left\{-i c (u - t')^2 / 2\right\}$  是在时频平面上具有旋转效应的解调算子,  $w(u - t')$  和  $c$  分别代表窗口函数和调频率。

确保解调算子  $\exp\left\{-i c (u - t')^2 / 2\right\}$  能够描述信号中所有可行的调制成分, 则式(4)可以重写为

$$S(t', w, \alpha) = \int_{-\infty}^{+\infty} w(u - t') \cdot s(u) \cdot \exp(-i w u) \cdot \exp\left\{-i \cdot \tan(\alpha) \cdot \frac{F_s}{2T_s} (u - t')^2 / 2\right\} du \quad (5)$$

设参数  $\alpha$  有  $N$  个值, 可以将时频平面平分成  $N+1$  段

$$\alpha = \begin{cases} -\frac{\pi}{2} + 1 \cdot \frac{\pi}{(N+1)} \\ -\frac{\pi}{2} + 2 \cdot \frac{\pi}{(N+1)} \\ \vdots \\ -\frac{\pi}{2} + N \cdot \frac{\pi}{(N+1)} \end{cases} \quad (6)$$

从上面的方程可以看出, 本文使用的方法 GLCT 比 STFT 多引入了一个参数  $N$ ,  $N$  的值对 GLCT 的性能有很大影响。GLCT 可以很好地描述变转速条件下的任何多分量信号, 克服传统的 TFA 方法的缺点, 获得更高能量集中度的 IRF。

## 2 CPA-SVM 智能优化分类方法

### 2.1 支持向量机分析

多种类健康状态的分类识别可以看作是多分类问题, SVM 在处理小样本、非线性问题方面有极强的分类能力。SVM 利用非线性核函数将 GLCT 提取到的阶次分析和角度域的特征映射到高维空间, 构造出最优超平面, 实现健康状态分类。其表达式为

$$w x + b = 0 \quad (7)$$

式中,  $x$  为超平面上的向量;  $w$  为超平面上的法向量;  $b$  为超平面的截距。通过求解二次优化问题, 获取  $w$  及  $b$  的值, 即满足以下优化函数

$$\begin{cases} \min_{w, b, \delta} \left( \frac{1}{2} \|w\|^2 + c \sum_{i=1}^n \delta_i \right) \\ y_i (w \cdot x_i + b) \geq 1 - \delta_i \\ \delta_i \geq 0 \quad c > 0 \quad i = 1, 2, \dots, n \end{cases} \quad (8)$$

式中,  $c$  代表惩罚参数,  $\delta$  代表松弛变量;  $x_i$  为故障特征样本;  $y_i$  为样本标签。使用拉格朗日乘子法将上面的最优化问题转换为对偶问题, 即

$$\max_{\alpha} - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \alpha_i \alpha_j y_i y_j (x_i \cdot x_j) + \sum_{i=1}^n \alpha_i \quad (9)$$

$$\text{s.t.} \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i = 0$$

$$\text{s.t.} 0 \leq \alpha_i \leq c \quad i = 1, 2, \dots, n$$

求解式(9)可以得到最优分类函数

$$f(x) = \text{sgn} \left\{ \sum_{i=0}^n \alpha_i^* y_i (x \cdot x_i) + b^* \right\} \quad (10)$$

式中,  $y_i(x \cdot x_i)$  为核函数,  $x_i$  为故障特征样本输入。

本文选用径向基核函数(Radial basis function, RBF), 如式(11)所示

$$y(x,y) = \exp\left(-\frac{\|x-y\|^2}{2g^2}\right) \quad (11)$$

式中,  $g$  是对分类性能有很大影响的参数称之为核参数。

径向基核参数  $g$  与支持向量机惩罚因子  $c$  的取值大小影响样本训练与测试过程<sup>[16]</sup>, 容易导致 SVM 分类结果陷入局部最优, 进而影响故障诊断分类准确性, 所以需要对参数  $c$  与  $g$  进行优化。

## 2.2 食肉植物算法优化支持向量机

食肉植物算法(Carnivorous plant algorithm, CPA)通过建立数学模型模拟食肉植物吸引、诱捕、消化和繁殖策略, 从随机初始化一组解开始, 这些解被归类为食肉植物和猎物, 随后按照生长和繁殖过程分组, 更新它们的适应度值, 最后将所有解合并, 这个流程将继续直到满足终止条件。能够成功地解决高维设计变量、各种约束的存在性, 以及具有多个局部最优解的搜索空间等问题。

通过新型元启发式 CPA 对 SVM 的参数进行优化, 可以加快  $c$ 、 $g$  参数的寻优速度, 缩短故障分类模型建立的时间, 提高故障诊断的准确率, 具体实现内容为食肉算法在不断迭代进化寻找合适的 SVM 参数取值, 从而提高 SVM 分类的准确率。

根据以上算法, 其基于 GLCT 及 CPA-SVM 的变转速齿轮泵健康状态分类研究流程如图 2 所示。

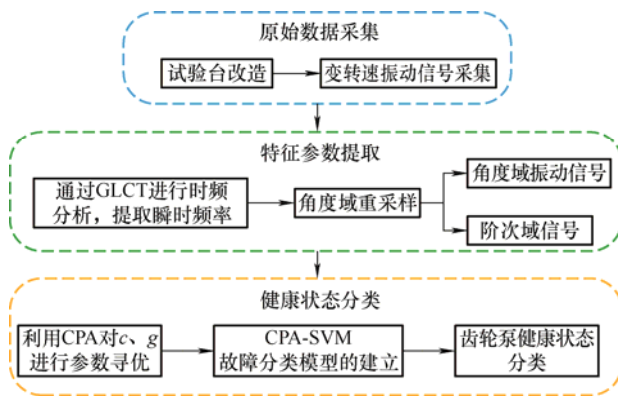


图 2 流程图

## 3 变转速下齿轮泵振动信号阶次分析

### 3.1 试验台液压系统

本次试验为了更好地控制系统的压力, 选择将液压缸的进出口堵住, 用溢流阀 3 来控制系统的压力。齿轮泵正向旋转由 3.2 来控制系统压力, 反向旋转由 3.1 控制系统压力。溢流阀 3.3 是整个系统的安全阀, 能够保证系统的正常工作。试验原理如图 3 所示, 红色框内为被试泵。

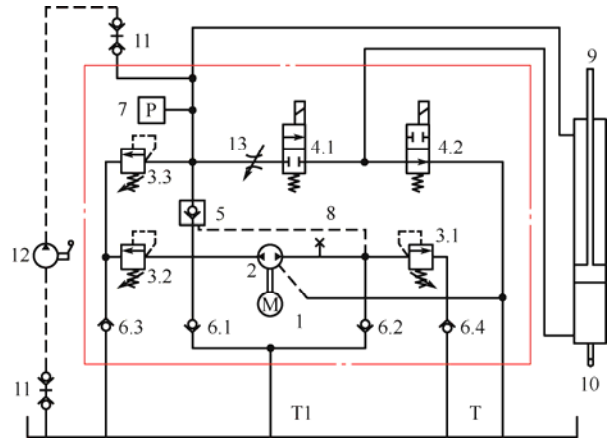


图 3 试验台液压系统原理图

1. 步进电机 2. 双向齿轮泵 3. 溢流阀 4. 两位两通电磁换向阀
5. 液控单向阀 6. 单向阀 7. 压力温度传感器 8. 测压接头
9. 液压缸 10. 磁致伸缩位移传感器 11. 快换接头
12. 手动液压泵 13. 阻尼孔

### 3.2 变转速下齿轮泵试验内容设计

为了探究齿轮泵端面磨损量对振动信号的影响, 进一步研究其失效状态, 本次试验选用 4 种不同磨损程度的几个齿轮泵的轴套来试验其磨损情况, 如图 4 所示。

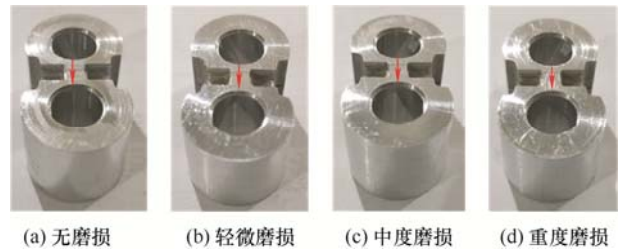


图 4 4 种不同磨损状态的轴套

挑选出 4 个不同磨损量的轴套, 其中红色箭头是测量的轨迹, 图 5 是测量的试验结果。从图 5 来看, 4 种磨损状态大致呈现递进关系, 相邻轴套之间的磨损量相差大概为  $2\mu\text{m}$ , 测量数据中的凸起部分由于端面粗糙度的影响而造成的, 属于正常现象, 并不影响试验的测试。

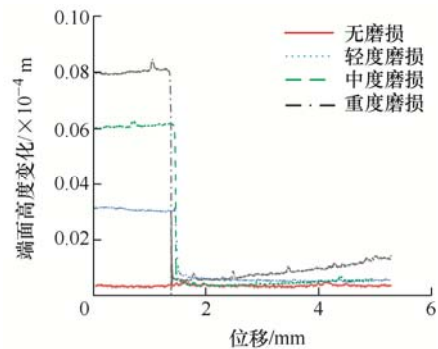


图 5 4 种不同磨损状态的轴套端面磨损量

本试验为了探究不同磨损量对阶次分析特征的影响,最大压力设为 8 MPa,分别将不同的轴套安装在全新的齿轮泵中,即只更换试验轴套,其他零件不变,经齿轮泵更换轴套后分别安装在试验台上,并且加装振动传感器,试验台如图 6 所示。

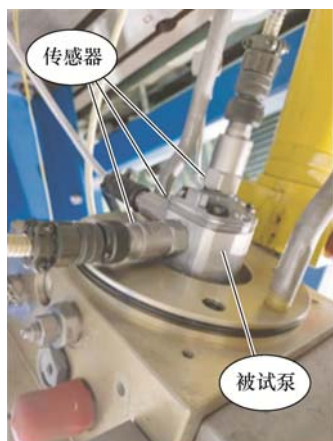


图 6 健康状态识别试验台

### 3.3 变转速下齿轮泵数据分析

试验台采集的 4 个磨损状态均在同样的工况下进行,步进电机的转速是由脉冲信号决定的,所以其转速和脉冲成一定比例关系,即脉冲越高步进电机的转速也越高。定转速工况下步进电机的脉冲信号为一定值,保证电机转速不变。为实现变转速工况下的转速变化,步进电机的脉冲信号经过了两个阶段,第一个阶段是脉冲信号从 5 000 开始以 500 每秒递增到 15 000 的上升阶段,第二个阶段是从 15 000 开始以 1 000 脉冲递减到 2 500 的下降阶段,整个信号采集时间为从 1 s 开始到 33 s 结束一共 32 s,实际脉冲信号如图 7 所示。已知步进电机为 8 细分值,通过换算可得转速变化为 100 r/min 到 600 r/min。

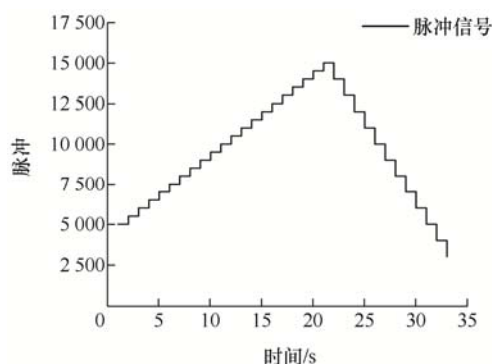


图 7 脉冲信号曲线图

经过换算,齿轮泵的转频是在 4 Hz 到 10 Hz 之间,该齿轮泵为 11 个齿,所以其啮合频率为 44 Hz 到 110 Hz 之间,为了得到较理想的试验结果,将采

样频率设置为 5 120 Hz 且满足试验要求,试验采样频率为 20 000 Hz,数据处理降采样为 5 120 Hz,采样时间为 35 s。

对健康状态的试验数据采用广义线性调频小波变换 GLCT 方法对试验数据进行处理,挑选频谱图中较为明显的频率成分作为试验研究对象,经过计算为啮合频率 13 倍频,处理的频谱图如图 8 所示。

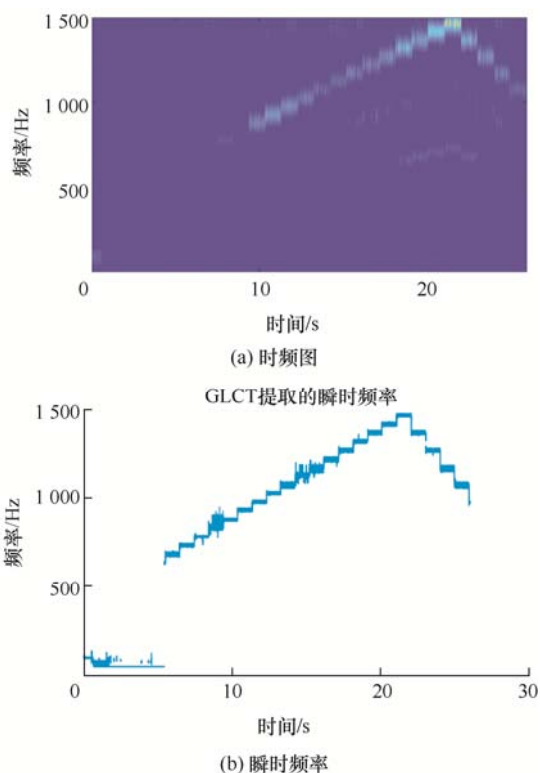


图 8 基于 GLCT 得到的时频图及瞬时频率

对于无转速估计下的被测设备进行重采样,需要进行键相时标的计算。为了对得到的瞬时频率进行数据拟合处理,截取了瞬时频率的频率上升阶段进行数据拟合,首先获得转速曲线,转速与一阶瞬时频率之间的关系为

$$f(t) = \frac{P(t)}{60} \quad (12)$$

式中,  $f(t)$  为轴旋转频率,  $P(t)$  为参考轴转速。

通过得到的离散转速信息拟合方法将离散数据转换为平滑的曲线,然后就可以进一步模拟转速得到数学方程。采用分段多阶多项式拟合方法来达到高精度拟合效果。

$$R_k(t) = a_k + b_k t + c_k t^2 \quad (13)$$

式中,  $R_k(t)$  各段转速曲线的函数式,  $k$  为段数序列号,  $a_k$ 、 $b_k$ 、 $c_k$  为多项式系数。将转速拟合曲线进行积分方程求解得到的结果便是鉴相时标序列,求解过程为

$$2\pi \int_{T_0}^{T_n} R_k(t) dt = n\Delta\theta \quad (14)$$

式中,  $T_n$  为键相时标,  $n$  为时标序号,  $T_0$  为初始拟合时间。将式(13)代入式(14), 通过得到有效代数解, 得到一组等角区间插值鉴相时标时间序列  $T_n$ ,

$$2\pi \left[ \left( a_k T_n + \frac{b_k T_n^2}{2} + \frac{ck T_n^3}{3} \right) - \left( a_k T_0 + \frac{b_k T_0^2}{2} + \frac{ck T_0^3}{3} \right) \right] = n\Delta\theta \quad (15)$$

上述方法得到的角度重采样数据如图 9 所示。

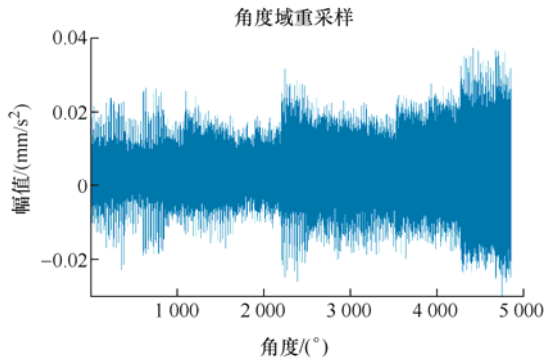


图 9 基于 GLCT 得到的角域重采样数据

将角度域重采样后的数据进行傅里叶变换, 可以解决对采集的振动信号直接进行傅里叶变换带来的频谱模糊问题, 得到的阶次谱如图 10 所示。

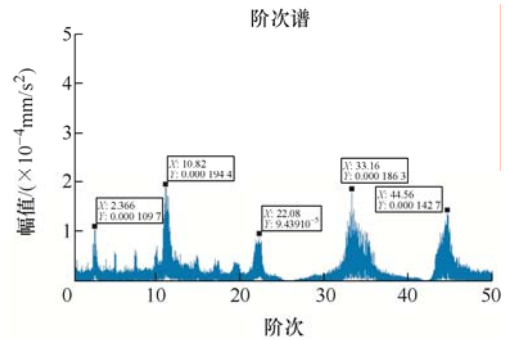


图 10 健康状态下的阶次谱

根据得到的阶次谱可以看出, 由于齿轮泵的齿数为 11, 所以其啮合频率在 11 和 11 的整数倍有明显的峰值, 具有较大的能量。

利用上述方法完成不同退化状态下的角度域信号重构与阶次分析, 如图 11~13 所示。

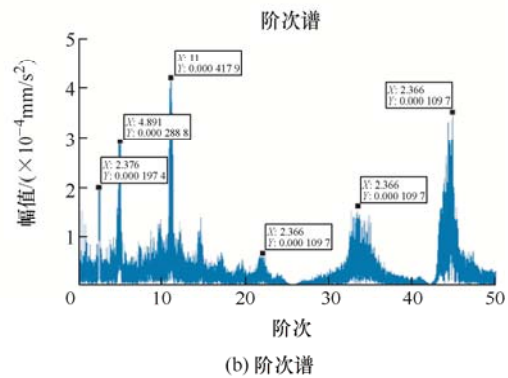
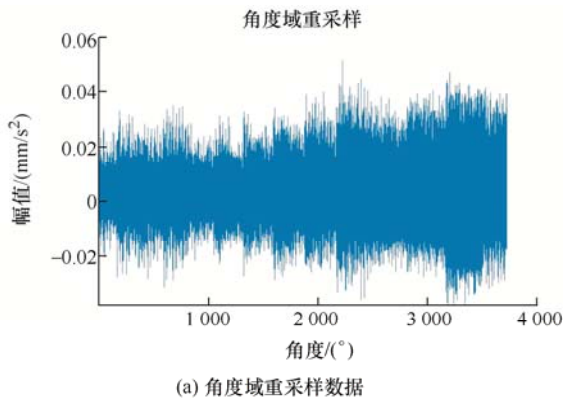


图 11 轻度磨损

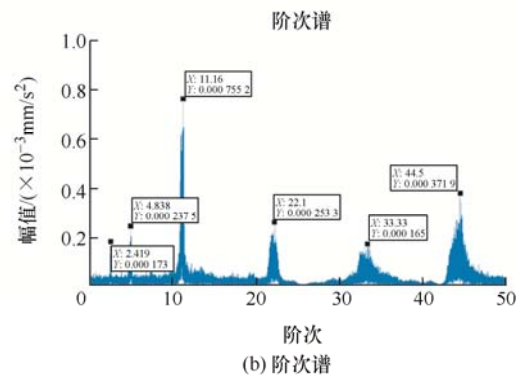
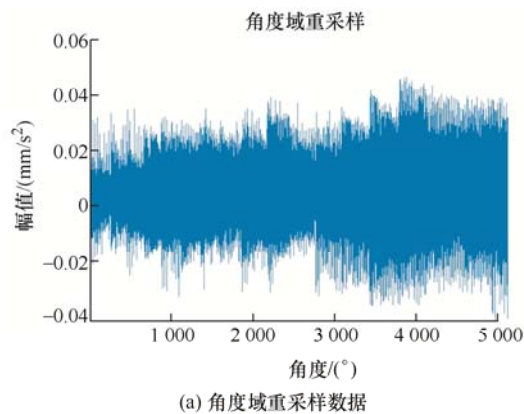


图 12 中度磨损

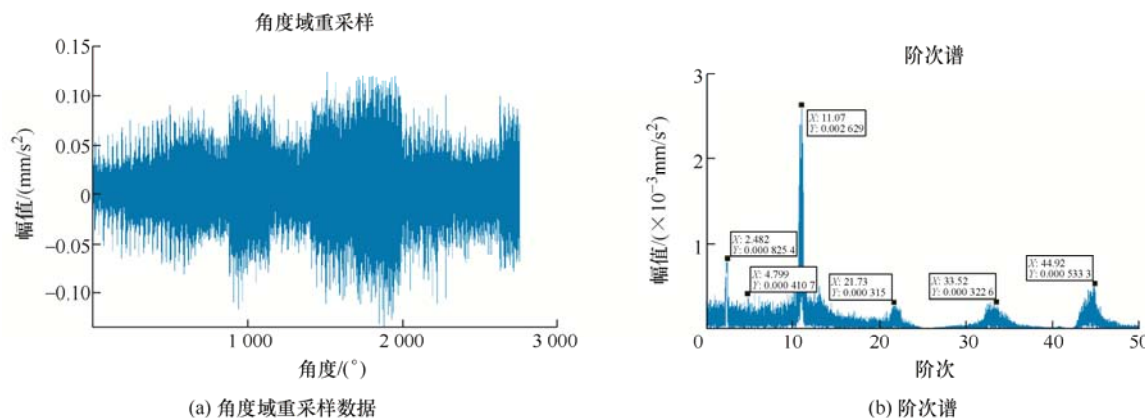


图 13 重度磨损

通过以上试验可以发现一些较为明显的磨损规律特征, 由齿轮泵端面健康状态到端面磨损逐步加强的过程中, 通过阶次分析可以看出其阶次均在 11 的倍数处, 并且其阶次幅值基本呈现逐步增大的趋势, 究其原因, 其微小磨损量的变化之间, 是由油液的流固耦合、齿轮和端面之间的间隙变化等引起的。

## 4 齿轮泵健康状态识别

### 4.1 特征参数提取

振动信号在齿轮泵的不同磨损状态下一些特征是在变化的, 比如振动信号的幅值在信号采集之后可以看出差异, 数据处理之后在角度域的振动信号中的一些特征参量也会有区别, 而在角度域的一些无量纲指标与运行工况基本无关, 并且对转速变化不敏感, 与齿轮泵的本身状态关系密切, 所以通过对比分析采用了无量纲指标峰值指标  $C_f$ 、脉冲指标  $I_f$  和峭度指标  $K_v$  来进一步的探究因磨损而导致的冲击能量的大小。

针对本试验研究的变转速下齿轮泵, 其在不同严重程度的磨损损伤状态下, 角度域振动信号阶次谱所表现出来的振动能量强度有着较为明显的差异。因此, 令角域振动信号  $s(l)$  ( $l=1, 2, \dots, L$ ) 阶次谱为  $S_l(m)$ , 其中  $m$  表示阶次数据长度变量, 取  $m=1, 2, \dots, D_{\max}$ , 其中  $D_{\max}$  为最大阶次, 则定义阶次谱方均根值

$$Y_1 = \sqrt{\frac{1}{D_{\max}} \sum_{m=1}^{D_{\max}} S^2(m)} \quad (16)$$

利用  $Y_1$  大小来衡量整个阶次谱的振动能量强度。

为了更好地表示不同磨损程度下的特征差异性, 本文利用阶次谱的 11、22、33、44 阶次对应下的幅值作为特征参量进行分析, 在计算阶次谱过程中, 由于每段信号不可能都在整数阶次上正好出现最大幅值, 所以选取 11、22、33、44 阶次区间  $\pm 0.15$  的平均值作为特征值完成选取, 即

$$\begin{cases} Y_2 = \frac{\sum S(11 \pm 0.15)}{n} \\ Y_3 = \frac{\sum S(22 \pm 0.15)}{n} \\ Y_4 = \frac{\sum S(33 \pm 0.15)}{n} \\ Y_5 = \frac{\sum S(44 \pm 0.15)}{n} \end{cases} \quad (17)$$

式中,  $n$  为区间内阶次谱数据的个数。

综上所述, 对于变转速下齿轮泵的角域振动信号角域方面退化特征参量为  $X=[C_f; I_f; K_v]$ , 阶次域的故障特征参量为  $Y=[Y_1; Y_2; Y_3; Y_4; Y_5]$ 。所以总的特征参量为  $Z=[C_f; I_f; K_v; Y_1; Y_2; Y_3; Y_4; Y_5]$ , 作为 CPA-SVM 输入的训练样本和测试样本。

### 4.2 齿轮泵健康状态识别

首先对采集的 4 组振动信号的  $4 \times 100$  组数据进行 GLCT 时频分析, 进行角域度重采样消除转速影响得到角域振动信号和阶次域信号, 然后在得到的角域振动信号和阶次域信号基础上提取故障特征参数, 最后对其中 80 组进行训练和剩余的 20 组进行测试。由于篇幅所限, 将变转速下齿轮泵 4 种健康状态的 2 组训练样本的特征向量以及目标标签列入下表 1 中。

表 1 测试样本及对应目标特征参量

退化状态	测试样本退化特征参量								标签
	峰值指标 $C_f$	脉冲指标 $I_f$	峭度指标 $K_V$	阶次谱方均 根值 $Y_1$	11 阶次区 间平均值 $Y_2$	22 阶次区 间平均值 $Y_3$	33 阶次区 间平均值 $Y_4$	44 阶次区 间平均值 $Y_5$	
正常状态	3.697 4	4.703 9	4.171 8	57.553 6	5.151 5	1.225 3	1.765 2	1.202 6	1
	2.714 8	4.756 3	3.898 7	57.650 4	5.253 6	1.283 2	1.832 1	1.201 5	1
轻度磨损	3.143 0	3.588 6	3.380 3	56.322 4	3.730 2	1.770 3	2.035 9	2.800 3	2
	4.021 7	3.387 6	3.595 9	56.256 4	4.404 7	1.665 6	2.188 8	5.714 3	2
中度磨损	2.878 7	2.891 7	2.089 3	52.697 4	3.148 2	2.159 1	3.029 8	6.063 5	3
	5.752 8	3.209 0	1.864 4	53.823 9	3.127 6	2.168 9	2.105 5	3.098 7	3
重度磨损	1.522 4	2.685 1	0.534 7	32.071 2	0.368 1	5.266 3	4.115 6	10.107 4	4
	1.227 8	1.035 5	1.237 1	40.768 5	0.286 1	6.379 1	4.712 0	9.189 9	4

在表 1 中，峰值指标  $C_f$ 、脉冲指标  $I_f$ 、峭度指标  $K_V$ 、阶次谱方均根值  $Y_1$ 、11 阶次区间平均值  $Y_2$ 、22 阶次区间平均值  $Y_3$ 、33 阶次区间平均值  $Y_4$ 、44 阶次区间平均值  $Y_5$  作为 CPA-SVM 优化分类算法的训练特征参数，最后一列的目标标签 1、2、3、4 是优化分类算法根据特征向量对应的 4 种不同磨损状态，然后确定  $c$  和  $g$  的范围，在 SVM 的分类准确率的目标函数下，将大范围下的  $c$  和  $g$  再利用 CPA 优化算法对参数精确寻优。进一步采用 CPA-SVM 进行故障分类模型训练，由此得到的最优参数为  $\text{best } c = 224.603\ 6$ ， $\text{best } g = 31.510\ 4$ ，此时模型的目标函数得分最好，其余参数为默认值。

根据设定好的初始值运行 CPA-SVM 分类模型。如图 14 所示，CPA 算法在迭代次数为 7 时适应度函数的值就达到最佳状态，即迭代完成收敛。基于 CPA-SVM 的齿轮泵健康状态分类结果如图 15 所示。为了验证 CPA 优化 SVM 的效果，与未优化的 SVM 和极限学习机 ELM 分类算法进行对比，ELM 可用于构造数据的回归模型，可简写成线性模

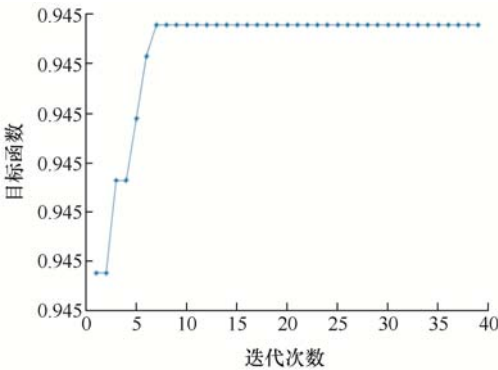
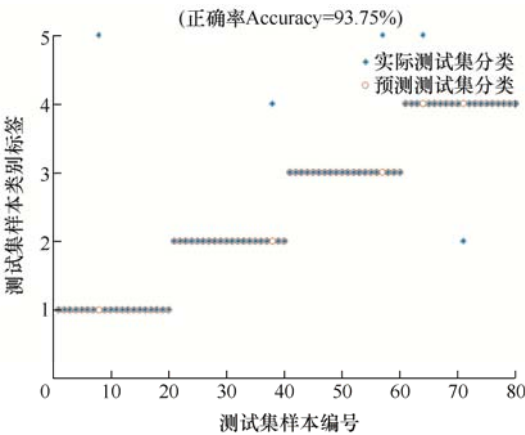


图 14 CPA-SVM 模型优化过程

型形式<sup>[17]</sup>

$$\hat{Y} = H\beta \tag{18}$$

式中， $H$  和  $\beta$  分别是隐藏层神经元和输出权重。



(a) 健康状态诊断结果图

	健康	轻度	中度	重度
健康	95	0	0	0
轻度	0	95	0	5
中度	0	0	95	0
重度	0	5	0	90

(b) 诊断结果混淆矩阵

图 15 基于 CPA-SVM 的齿轮泵健康状态分类结果

为了排除试验的偶然性，对 3 种分类方法分别进行了 10 次试验，不同算法诊断结果的平均准确率如表 2 所示。

表 2 分类方法对比

分类方法	测试准确率(%)
CPA-SVM	93.75
SVM	82.5
ELM	85

从表 2 中可以看出采用 CPA-SVM 方法故障分类平均准确率为 93.75%, 未优化的 SVM 和 ELM 两种方法得到的故障分类平均准确率分别为 82.5% 和 85%, 验证了该方法的有效性。

## 5 结论

(1) 搭建了齿轮泵健康状态试验平台, 引用了 GLCT 的时频分析方法精确提取瞬时频率, 然后进行角度域重采样, 进一步完成角度域下的阶次分析。

(2) 选取角度域和时频域两个方面的特征参量对试验数据进行处理分析, 完成了齿轮泵健康状态识别特征参数的提取。

(3) 引用了基于食肉植物算法 CPA 优化支持向量机 SVM 的智能优化分类方法对齿轮泵健康状态进行检测识别, 平均准确率可以达到 93.75%, 并与其他分类方法进行对比, 验证其有效性。

分析表明, 本文提出的方法有效消除了转速变化的影响, 提高了齿轮泵健康状态识别准确率, 为旋转机械的健康状态识别提供了一种方法。

## 参 考 文 献

- [1] 张宗元, 赵升吨. 齿轮液压泵的结构合理性探讨[J]. 锻压装备与制造技术, 2014, 49(1): 29-32.  
ZHANG Zongyuan, ZHAO Shengdun. Reasonability discussion about structure of gear hydraulic pump[J]. China Metalforming Equipment & Manufacturing Technology, 2014, 49(1): 29-32.
- [2] YU Gang, ZHOU Yiqi. General linear chirplet transform[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2016, 70: 958-973.
- [3] 贾继德, 孔凡让, 王建平, 等. 基于瞬时频率估计的内燃机信号阶比分析[J]. 内燃机工程, 2005(3): 15-18, 21.  
JIA Jide, KONG Fanrang, WANG Jianping, et al. Order analysis of internal combustion engine signal based on instantaneous frequency estimation[J]. Chinese Internal Combustion Engine Engineering, 2005(3): 15-18, 21.
- [4] RANDALL R B, SAWALHI N, COATS M. Separation of gear and bearing fault signals from a wind turbine transmission under varying speed and load. Condition monitoring of machinery in non-stationary operations[M]. Berlin: Springer, 2012.
- [5] QIAN Shie, CHEN Dapang. Joint time-frequency analysis[J]. IEEE Signal Processing Magazine, 1999, 16(2): 52-67.
- [6] OLHEDE S, WALDEN A T. A generalized demodulation approach to time-frequency projections for multicomponent signals[J]. Proceedings: Mathematical, Physical and Engineering Sciences, 2005, 461(2059): 2159-2179.
- [7] MANN S, HAYKIN S. The chirplet transform: Physical considerations[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 1995, 43(11): 2745-2761.
- [8] KWOK H K, JONES D L. Improved instantaneous frequency estimation using an adaptive short-time fourier transform[J]. IEEE Transactions on Signal Processing: A Publication of the IEEE Signal Processing Society, 2000, 48(10): 2964-2972.
- [9] MOTTIN C É, PAI A. Best chirplet chain: Near-optimal detection of gravitational wave chirps[J]. Physical Review D, 2006, 73(4): 42003.
- [10] CANDES E J, CHARLTON P R, HELGASON H. Detecting highly oscillatory signals by chirplet path pursuit[J]. Applied and Computational Harmonic Analysis, 2006, 24(1): 14-40.
- [11] PENG Z K, MENG G, CHU F L, et al. Polynomial chirplet transform with application to instantaneous frequency estimation[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2011, 60(9): 3222-3229.
- [12] JOSE J T, DAS J, MISHRA S K, et al. Early detection and classification of internal leakage in boom actuator of mobile hydraulic machines using SVM[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2021, 106: 104492.
- [13] PANDA A K, RAPUR J S, TIWARI R. Prediction of flow blockages and impending cavitation in centrifugal pumps using support vector machine (SVM) algorithms based on vibration measurements[J]. Measurement, 2018, 130: 44-56.
- [14] 焦晓璇, 景博, 李娟, 等. 基于 ADEGWO-SVM 的机载燃油泵寿命预测研究[J]. 仪器仪表学报, 2018, 39(8): 43-52.  
JIAO Xiaoxuan, JING Bo, LI Juan, et al. Research on remaining useful life prediction of fuel pump based on adaptive differential evaluation grey wolf

- optimizer-support vector machine[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2018, 39(8): 43-52.
- [15] DUAN Rongkai, LIAO Yuhe, YANG Lei. Adaptive tacholless order tracking method based on generalized linear chirplet transform and its application for bearing fault diagnosis[J]. ISA transactions, 2022, 127: 324-341.
- [16] 李昆仑, 张忻, 廖频. 基于遗传算法的支持向量机参数优化研究[J]. 电脑知识与技术, 2018, 14(9): 185-186, 191.
- LI Kunlun, ZHANG Xin, LIAO Pin. Research of parameter optimization of support vector machine based on genetic algorithm[J]. Computer Knowledge and Technology, 2018, 14(9): 185-186, 191.
- [17] 黄泽英, 李海艳, 林景亮. 迁移学习下的极限学习机代理建模方法及应用[J]. 计算机工程与应用, 2021, 57(22): 257-262.
- HUANG Zeying, LI Haiyan, LIN Jingliang. Surrogate model construction method of extreme learning machine based on transfer learning and application[J]. Computer Engineering and Applications, 2021, 57(22): 257-262.

---

作者简介: 郭锐, 男, 1980 年出生, 博士, 教授。主要研究方向为流体动力基础和机电装备电液控制系统的创新设计与可靠性研究。

E-mail: guorui@ysu.edu.cn

蔡伟(通信作者), 男, 1992 年出生, 博士研究生。主要研究方向为群系统基本理论与可靠性分析、电液系统控制。

E-mail: caiwei@ysu.edu.cn