第36卷 第8期 中国机械工程 Vol.36 No.8
2025年8月 CHINA MECHANICAL ENGINEERING pp.1774-1783

基于SABO-VMD的数控机床元动作单元故障可诊断性评价

葛红玉* 赵 展 郭安祥 孙佳瑞
西安科技大学机械工程学院,西安,710100

摘要:为了判断并量化元动作单元故障诊断的难度,提出一种元动作单元的故障可诊断性评价方法。利用减法平均优化算法(SABO)优化的变分模态分解(VMD)对元动作单元的故障信号进行分解,利用峭度准则筛选IMF分量,构建基于包络熵的元动作单元特征向量;以余弦距离作为相似性度量指标,将故障可诊断性定量评价问题转换为不同故障模式下振动信号特征向量的相似性度量问题;构建元动作单元故障可诊断性评价矩阵,从而建立元动作单元的故障可诊断性评价指标。最后以蜗轮元动作单元为例进行实验验证分析,结果表明所提方法能够实现元动作单元不同故障模式的可诊断性的定量评价。

关键词:元动作单元;故障可诊断性;减法平均优化算法;变分模态分解
中图分类号:TH17
DOI:10.3969/j.issn.1004-132X.2025.08.013 **开放科学(资源服务)标识码(OSID)**:

Fault Diagnosability Evaluation of Meta Actuation Units Based on SABO-VMD

GE Hongyu* ZHAO Zhan GUO Anxiang SUN Jiarui
College of Mechanical Engineering, Xi'an University of Science and Technology, Xi'an, 710100

Abstract: This paper introduced an evaluative approach to gauge the complexity of fault diagnosis within meta actuation units. The methodology commences with the decomposition of fault signals from these units, utilizing a VMD technique refined by SABO. The processes included the applications of a Kurtosis-based criterion to select pertinent intrinsic mode functions (IMFs), culminating in the creation of a feature vector grounded in envelope entropy. The evaluative task then pivoted on employing Cosine distance as a measure of similarity, recasting the fault diagnosability problems into one of assessing the likeness of vibration signal feature vectors across varying fault conditions. A diagnosability evaluation matrix for the meta actuation units was formulated, which layed the foundation for a diagnostic index. It is concluded with an empirical validation using a worm gear-based meta actuation unit; the findings confirm the method's efficacy in quantitatively gauging the diagnosability of diverse fault patterns.

Key words: meta actuation unit; fault diagnosability; subtraction-average-based optimizer (SABO); variational mode decomposition (VMD)

0 引言

数控机床作为制造业核心,其维护和效率是关键指标。故障不仅会中断生产,造成损失,还会威胁安全。提高故障诊断能力,确保高效运行,对制造业发展至关重要。然而,如果故障本身难以被诊断,那么对诊断算法的任何改进都将变得毫无意义。当采集到的信息能更真实反映故障的演化情况,能更多地被应用到故障诊断作业中,才能降低故障诊断的难度,从根本上提高装备的可诊断能力[1]。当故障具备良好的可诊断性时,诊断过程将变得更加简便和高效。基于功能-运动-动作(function-motion-action,FMA)可将数控机床分解成各种不同的元动作单元,任何一个元动作的故障都会导致加工异常[2],因此,开展数控机床元动作单元故障可诊断性评价工作,是确保数控机床运行质量和性能稳定性的重要基础。

在以往的研究中,通过研究测试性来提高装备的测试诊断水平,在进行诊断算法设计时通常默认故障是可诊断的,且大多数研究并未考虑到故障被检测或被隔离的难度。LIN等[3]根据微分

收稿日期:2024-07-17
基金项目:国家自然科学基金(51705417);陕西省自然科学基础研究计划(2019JQ-086)

几何理论，为一类不确定的仿射非线性系统同时发生多个故障的故障可诊断性提供了评估，并考虑了控制律对评估结果的影响。ZHAO等[4]提出了二维（2-D）系统的奇偶关系，给出了奇偶向量存在的显式表达和条件并基于适当的定义推导出了故障可诊断性的显式必要和充分条件。VERDIÈRE等[5]根据从微分代数工具获得的分析冗余关系，提出了一种新的针对非线性动态模型的可诊断性定义，建立了模型参数和输出轨迹之间的明确映射。TERMECHE等[6]提出了基于键合图的解析冗余关系构建方法，在此基础上研究故障诊断方法或可诊断性设计方法。CABRAL等[7]提出了一种新的集中式和去中心化的诊断方法，该方法基于系统组件的无故障模型来计算同步诊断器，从而避免了计算组合系统模型。JIANG等[8]利用K-L散度对非线性系统的故障可检测性和故障隔离性进行了量化评价。FU等[9-12]针对系统故障的多种不同描述形式作出了补充，对基于K-L散度的故障可诊断性评价方法进行了推广。彭珍瑞等[13]以故障可诊断性作为评价指标，利用K-L散度判断各位置处的故障可诊断性，通过传感器的布置优化来提高目标的故障可诊断性。

国内外学者针对机械设备故障特征提取技术也做了大量的研究，大多采取信号处理与特征量化的形式进行特征提取，典型的方法包括短时傅里叶变换（short-time Fourier transform，STFT）[14-15]、小波变换（wavelet transform，WT）[16-17]、经验模态分解（empirical mode decomposition，EMD）[18-19]以及变分模态分解（variational mode decomposition，VMD）[20-21]等，其中，DRAGOMIRETSKIY等[22]提出的VMD方法不仅解决了模态混叠的问题，而且能够获得信噪比更高的IMF分量，最终提取的特征表现更加明显。但VMD分解的效果受算法中模态个数和惩罚因子的影响，而一般依靠经验很难选取到最优的模态个数和惩罚因子组合[23]。为了对VMD的两个内置参数进行寻优，YI等[24]引入蝴蝶优化算法（butterfly optimization algorithm，BOA）来优化VMD算法中的参数k和α，实现VMD参数的最优选择，在船舶辐射噪声（ship radiated noise，SRN）实验中显著提高了特征提取的识别率。ZHANG等[25]使用改进的哈里斯鹰优化算法（improved Harris's hawk optimization，IHHO）自适应选择VMD参数中的k和α。唐贵基等[26]利用粒子群优化算法（particle swarm optimization，PSO）对VMD的最佳影响参数组合（k，α）进行搜索，进而对轴承故障仿真和实测信号进行分析。上述优化算法均能对VMD中的参数组合进行快速寻优，但当迭代次数固定时，后期的收敛速度逐渐变缓，且收敛精度较差，导致最后陷入局部最优解。针对上述问题，减法平均优化算法（subtractive average optimization algorithm，SABO）在2023年被提出，该算法寻优能力强，收敛速度快，可以有效避免上述陷入局部最优解的问题。

综上所述，依赖单一方法对故障可诊断性进行评价往往会受到局限。鉴于数控机床的广泛应用及其相对较高的故障发生率，本文综合考虑现有方法的优势与局限性，将定性分析与数据驱动方法相结合，提出了一种基于SABO-VMD算法的故障可诊断性定量评价新方法，在优化VMD参数选取的基础上进行故障特征提取后建立特征向量，再利用余弦相似度通过衡量不同故障模式下振动信号的特征向量的相似度对元动作单元进行故障可诊断性定量评价，以解决VMD参数难以选择和某些故障模式不具有可检测性的问题，并以蜗杆元动作单元为例搭建实验平台，验证所提方法的有效性。

1　基于SABO-VMD的元动作单元信号特征提取

进行元动作单元故障可诊断性评价时，首先需要对元动作单元振动信号进行故障特征提取，VMD能够有效抑制传统方法的不足且具有良好的鲁棒性[27]。

1.1　VMD分解

通过变分模态分解（VMD），将原始信号有效地分解为若干个模态分量。在这一过程中，每个模态分量被视为一种调幅调频信号，其数学表达式为

$$a(t)=\sum_{n=1}^{N}A_n(t)\cos(\phi_n(t)+\omega_n(t)) \tag{1}$$

式中：$A_n(t)$为第n个模态分量的瞬时幅值；$\phi_n(t)$为相位；ω_n为该模态的中心频率；N为模态分量的总数。

每个模态分量的总和必须满足原始信号的约束条件，其数学表达式为

$$x(t)=\sum_{n=1}^{N}a_n(t)+\varepsilon(t) \tag{2}$$

式中：$x(t)$为原始信号；$a_n(t)$为第n个模态分量；$\varepsilon(t)$为残差项，代表分解过程中未能被当前模态分量捕捉的信号部分。

1.2 峭度-相关系数准则

为了对故障信号所包含的故障特征进行有效提取，通过峭度值对IMF分量进行筛选。对于长度为n的$\boldsymbol{x}$信号，峭度定义为

$$K=\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\left(\frac{X_i-\mu}{\sigma}\right)^4 \tag{3}$$

式中：μ为均值；x_i为时域波形离散序列点对应的振动幅值；N为离散序列点数；σ为标准差。

由峭度公式可知，当信号的标准差σ减小，即信号的波动或分散程度降低时，峭度值会相应增大。当峭度值接近3时，表明振动信号的分布接近正态分布，这表明元动作单元处于无故障的正常运行状态。一旦信号中出现冲击或异常信号，会导致振动信号的整体分布偏离正态分布，从而使峭度值显著增大。

由于峭度对异常冲击也较为敏感，故引入相关系数R作为指标，量化IMF分量与原始信号之间的关联程度。其计算公式为

$$R=\frac{\sum_{i=1}^{n}(x_i-\bar{x})(y_i-\bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^{n}(x_i-\bar{x})^2\sum_{i=1}^{n}(y_i-\bar{y})^2}} \tag{4}$$

其中，$\bar{x}$、$\bar{y}$分别为x和y的期望。R的绝对值越接近1，说明变量之间的相关性越强。在本文中，先利用相关系数法筛出与原始信号差别过大的分量，再利用峭度准则筛选峭度值前三的分量作为代表，将峭度和相关系数相结合作为IMF分量取舍的判别标准，既可以剔除虚假分量又可以达到降噪的目的[28]。

1.3 减法平均优化算法(SABO)

由于VMD需要人为设置模态个数k以及惩罚因子α，若设置不当可能会导致模态出现过分解或欠分解的情况，故考虑到参数k与α之间的相互影响，本文利用SABO算法对VMD进行优化以选出最优的参数k与α的组合，从而减小特征值的误差，使得特征向量更加准确。

减法平均优化算法(SABO)[29]是一种新的启发式算法，相较于其他经典优化算法，其寻优效果较突出。SABO的算术平均值的计算是基于一个特殊的操作"$-\boldsymbol{v}$"，其定义如下：

$$\boldsymbol{A}-\boldsymbol{v}\boldsymbol{B}=\mathrm{sign}(F(\boldsymbol{A})-F(\boldsymbol{B}))(\boldsymbol{A}-\boldsymbol{v}*\boldsymbol{B}) \tag{5}$$

式中：$\boldsymbol{v}$为一组从集合中随机产生数据的向量；$F(\boldsymbol{A})$、$F(\boldsymbol{B})$分别为个体$\boldsymbol{A}$和$\boldsymbol{B}$的适应度值；"*"为两个向量的Hadamard积。

首先在寻优空间里随机初始化种群：

$$x_{i,j}=b_{\mathrm{L}j}+r\cdot(b_{\mathrm{U}j}-b_{\mathrm{L}j}) \tag{6}$$

式中：$x_{i,j}$为个体；$b_{\mathrm{L}j}$为寻优下边界；$b_{\mathrm{U}j}$为寻优上边界；r为[0,1]之间的随机数。

在减法平均优化算法中，任何搜索代理x_i在搜索空间中的位移都是通过每个搜索代理x_j的"$-\boldsymbol{v}$"操作的算术平均值来计算的，因此，使用下式来计算每个搜索代理的新位置：

$$\boldsymbol{X}_i^{\mathrm{new}}=\boldsymbol{x}_i+r_i*\frac{1}{N}\sum_{j=1}^{N}(\boldsymbol{X}_i-\boldsymbol{v}\boldsymbol{X}_j) \tag{7}$$

$$i=1,2,\cdots,N$$

其中，r_i为[0,1]之间的随机数；N为个体总数。$\boldsymbol{X}^{\mathrm{new}}$为更新后的新位置，如果更新后的位置更优则替换原来的位置，否则保持原状：

$$\boldsymbol{X}_i=\begin{cases}\boldsymbol{X}_i^{\mathrm{new}} & F_i^{\mathrm{new}}<F_i\\ \boldsymbol{X}_i & \text{其他}\end{cases} \tag{8}$$

式中：F_i^{new}、F_i分别为搜索代理$\boldsymbol{X}_i^{\mathrm{new}}$和$\boldsymbol{X}_i$的目标函数值。

1.4 SABO适应度函数的建立

包络熵可以用来衡量一个信号的复杂程度，即信号的疏密度越强，故障特征信息越多，熵值就越小。因此，本文采用包络熵作为优化VMD参数的适应度函数，包络熵定义为

$$IMF_{\mathrm{EE}}(k)=-\sum_{j=1}^{N}P_j\log(P_j) \tag{9}$$

式中：P_j为模态信号归一化后的包络熵值；$IMF_{\mathrm{EE}}(k)$为k个模态信号的包络熵。

则适应度函数最小的包络熵公式为

$$MEE=\min\left(IMF_{\mathrm{EE}}(k)\right) \tag{10}$$

以包络熵作为VMD参数寻优的适应度函数，对VMD的参数进行寻优，其流程图见图1。

在此基础上可构建振动信号的特征向量：

$$\boldsymbol{\xi}_s=(E_1,E_2,\cdots,E_k)^{\mathrm{T}} \tag{11}$$

式中：E_1为特征值。

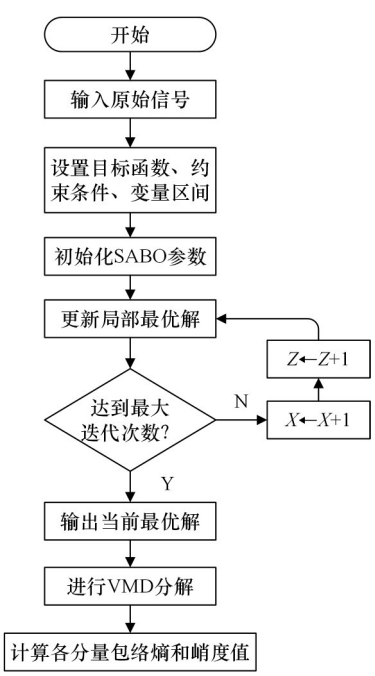

图1 SABO优化VMD流程

Fig. 1 SABO-optimized VMD process flowchart

2　基于相似性度量的故障可诊断性定量评价方法

本节提出了一种基于相似性度量的故障可诊断性定量评价方法，将元动作单元故障可诊断性定量评价问题转化为振动信号特征向量的相似性度量问题。在上文建立振动信号的特征向量的基础上，计算它们之间的余弦距离，再衡量各振动信号的相似度，最后实现故障可诊断性定量评价。

2.1　基于余弦距离的故障可诊断性定量评价

余弦相似度计算简单高效，是适合用来度量信号相似度的算法。与其他常用方法相比，例如欧几里得距离、曼哈顿距离、杰卡德相似系数等，欧几里得距离衡量的是向量间的直线距离，会随着向量长度的增加而增加；而余弦相似度则忽略了长度的影响；曼哈顿距离是各维度差值的总和，适用于各维度差异独立且重要性相同的情形；而杰卡德相似系数则适用于衡量集合之间的相似性，特别是在比较二元变量时。余弦相似度的优势在于它对向量长度的不变性，使得它在比较特征向量尤其是经过归一化处理的特征向量时表现良好，并且不易受到个别异常值的影响。

相似性度量是通过测量两个向量内积空间的夹角的余弦值来度量两者的相似性，即

$$\cos(\theta)=\frac{\boldsymbol{a}\cdot\boldsymbol{b}}{\|\boldsymbol{a}|\times|\boldsymbol{b}\|} \tag{12}$$

$$Similarity(\boldsymbol{A},\boldsymbol{B})=\frac{\boldsymbol{A}\cdot\boldsymbol{B}}{\|\boldsymbol{A}|\times|\boldsymbol{B}\|}=\frac{\sum_{i=1}^{n}(A_i\times B_i)}{\sqrt{\sum_{i=1}^{n}A_i^2}\times\sqrt{\sum_{i=1}^{n}B_i^2}} \tag{13}$$

以向量空间中两个向量间夹角的余弦值来衡量两个向量之间差异的大小。余弦值的范围在[－1，1]之间，由于余弦函数的特性，评价结果的取值范围为[0，1]，结果越趋近于0，故障可诊断性越高。

为了确保在比较时具有统一的尺度，对特征向量进行归一化处理：

$$\bar{\boldsymbol{\xi}}_s=\left[\bar{E}_1\ \ \bar{E}_2\cdots\bar{E}_k\right]^{\mathrm{T}} \tag{14}$$

$$\bar{E}_j=\frac{E_j}{\|\boldsymbol{\xi}_s\|_2}\quad j=1,2,\cdots,k \tag{15}$$

设在正常状态下的振动信号为s_i，发生故障时的振动信号为$\widetilde{s_i}$。由余弦距离的定义得到振动信号s_i与$\widetilde{s_i}$的相似度：

$$d_{t_i}=\frac{\bar{\boldsymbol{\xi}}_{s_i}\cdot\bar{\boldsymbol{\xi}}_{\tilde{s}_i}}{\|\bar{\boldsymbol{\xi}}_{s_i}|\times|\bar{\boldsymbol{\xi}}_{\tilde{s}_i}\|} \tag{16}$$

若故障t_i无法诊断，而故障t_j可诊断，因数值越接近于1，表示两个向量越相似，则记$d_{t_k}=1$，使得在隔离故障t_i和t_j时难度最大。

相似度的计算结果提供了一个量化的度量，用以评估故障信号与正常信号之间的差异。在故障诊断中，与故障相关的振动信号数量越多，可用于诊断该故障的信息就越丰富，即增加实验中与故障相关的振动信号个数能够提高故障的可诊断性。基于此，故障t_i的可诊断性指标的计算公式如下：

$$d_{t_i}=\exp(-\sum_{i=1}^{\alpha}d_{t_k}) \tag{17}$$

式中：$t_k(k=1,2,\cdots,n)$为包含故障t的振动信号；d_{t_i}值越小，表示故障t_i越容易诊断。

2.2　基于故障可诊断性评价矩阵的可诊断性指标

依据上文可建立可诊断性评价矩阵$\boldsymbol{\Delta}$：

$$\boldsymbol{\Delta}=\begin{array}{c}\\ t_1\\ t_2\\ \vdots\\ t_m\end{array}\begin{array}{c}\begin{array}{ccccc}t_0 & t_1 & t_2 & \cdots & t_m\end{array}\\ \begin{bmatrix}d_{t_1} & - & d_{t_1,t_2} & \cdots & d_{t_1,t_m}\\ d_{t_2} & d_{t_2,t_1} & - & \cdots & d_{t_2,t_m}\\ \vdots & \vdots & \vdots & & \vdots\\ d_{t_m} & d_{t_m,t_1} & d_{t_m,t_2} & \cdots & -\end{bmatrix}\end{array} \tag{18}$$

其中，$d_{t_i,t_j}=d_{t_j,t_i}$；t_0表示正常情况；因任一故障与其自身不存在可分离性，用－表示；根据故障可诊断性评价准则，若故障t_i是不可检测的，则矩阵$\boldsymbol{\Delta}$的第i行元素全部用－表示；若故障t_i是可检测的，则矩阵$\boldsymbol{\Delta}$内的元素根据前文方法进行计算。

通过评价矩阵$\boldsymbol{\Delta}$可定义以下可诊断性指标：

1)检测难度。这一指标衡量了检测所有可检测故障的难易程度，反映了系统在识别故障时的复杂性，其计算公式为

$$\rho_{\mathrm{FD}}=\sum_{i=1}^{m}d_{t_i} \tag{19}$$

2)分离难度。这一指标衡量了分离所有可分离故障的难易程度，反映了系统在区分不同故障时的能力，其计算公式为

$$\rho_{\mathrm{FI}}=\frac{1}{2}\sum_{i=1}^{m}\sum_{j\neq 1}^{m}d_{t_i,t_j} \tag{20}$$

可诊断性指标数值越小，说明系统可诊断性水平越高。这些指标不仅能够确定系统的当前可诊断性水平，还可以指导可诊断性优化设计，以提高其整体的故障管理能力。

3　实验验证

3.1　元动作单元故障可诊断性评价实验平台的搭建

蜗杆转动元动作单元是FMA分解数控机床的元动作链中的初始元动作单元，并且具有结构紧凑、重要度高等特点，因此，选取蜗杆转动元动

作单元为研究对象。根据元动作装配单元的故障可诊断性实验设计方案，搭建，蜗杆转动元动作单元故障可诊断性实验平台，实际效果如图2所示。

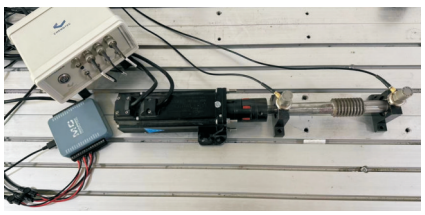

图2 实验平台

Fig. 2 Experimental platform

在对蜗杆转动元动作单元进行深入研究的基础上，通过多次试验验证，识别出4种最常见的故障模式：联轴器松动、平键磨损、轴承装配不良以及蜗杆轴线偏移。

本实验利用CT1005LC型振动加速度传感器，对蜗杆转动元动作单元在五种不同状态下的振动特性进行了详细测试。这些状态包括：正常运行、联轴器松动、平键磨损、轴承装配不良以及蜗杆轴线偏移。

蜗杆转动元动作单元的联轴器松动故障通常是由联轴器的内接触面出现磨损（内表面出现近15道5～8 mm划痕）或连接联轴器的梅花星形弹性键发生形变（受到挤压发生形变）所引起的，在确保蜗杆转动元动作单元其他零部件功能及装配均完好的前提下，试验设置了此两种情况下的联轴器松动故障，如图3a、图3b所示；平键磨损故障通常是由平键表面出现磨损（横向5.1 mm纵向0.05 mm划痕一道，横向2.2 mm纵向0.1 mm划痕一道，横向1.8 mm纵向0.1 mm划痕一道）与平键定位孔出现磨损（横向为0.5 mm）所引起的，设置这两种情况下的平键磨损故障，如图3c、图3d所示；轴承装配不良故障通常是由轴承的装配间隙过大（装配间隙为0.08 mm，正常间隙为0.04 mm）与轴承润滑不良（锈蚀面积约10 mm^2）所引起的，设置这两种情况下的轴承装配不良故障，如图3e、图3f所示；蜗杆轴线偏移故障通常是由蜗杆转动元动作单元在运转过程中因底座或轴承支座不稳引起轴线发生偏移（偏移角度为3°），其故障设置如图3g所示。

对蜗杆元动作单元可能发生的故障模式进行编号，见表1。

3.2 可诊断性评价结果

首先在蜗杆元动作单元左轴承支座处布置传感器f_1收集每个故障模式的数据，以故障t_7的振动信号为例进行分析，该振动信号的时频域信号如图4所示。

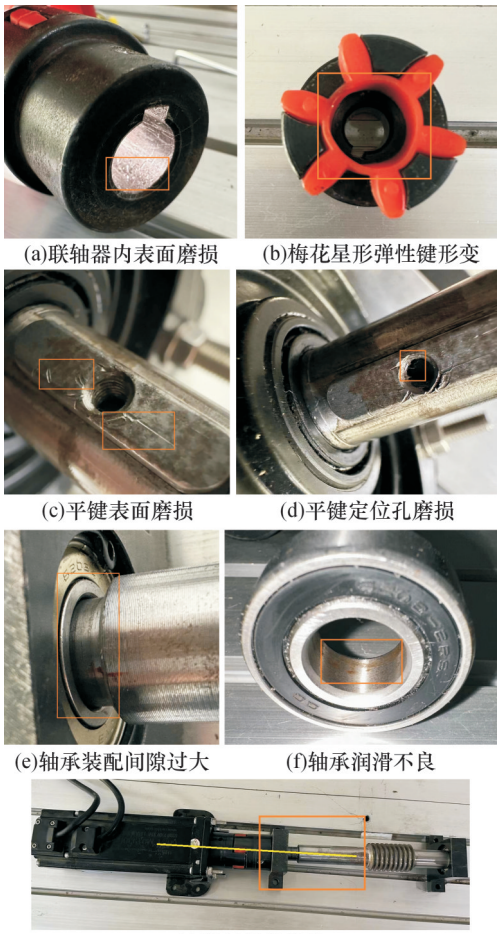

图3 各故障设置示意图

Fig. 3 Schematic diagram of various fault settings

表1 蜗杆元动作单元故障模式

Tab. 1 Worm gear meta actuation unit fault mode

故障状态编号	故障状态名称
t_0	正常
t_1	联轴器内接触面磨损
t_2	梅花星形弹性键形变
t_3	平键表面磨损
t_4	平键定位孔磨损
t_5	轴承装配间隙过大
t_6	轴承润滑不良
t_7	蜗杆轴线偏移

通过SABO算法确定VMD算法中最优参数组（k，α），选用包络熵为适应度函数，算法相关参数设置如下：优化变量数目为2，k的迭代范围为2～10，α的迭代范围为100～2 500，最大迭代次数为20，种群规模为20，对其进行参数寻优。由图5可以明显看出：SABO算法避免了局部最优，并在第4次迭代时包络熵值达到最小值7.717 14，对应的VMD最佳参数组合为（846，4）。

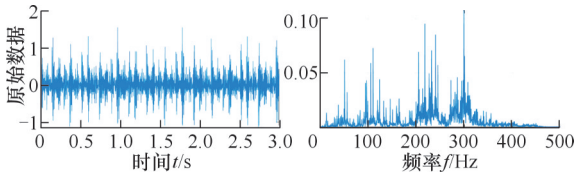

图4　蜗杆轴线偏移振动时频域信号

Fig. 4　Time-frequency domain signal of worm axis offset vibration

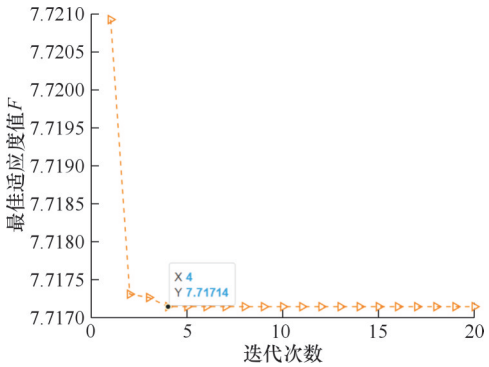

图5　SABO优化VMD迭代过程

Fig. 5　Iterative process of SABO-optimized VMD

使用寻优后的参数对信号进行VMD分解，结果如图6所示。

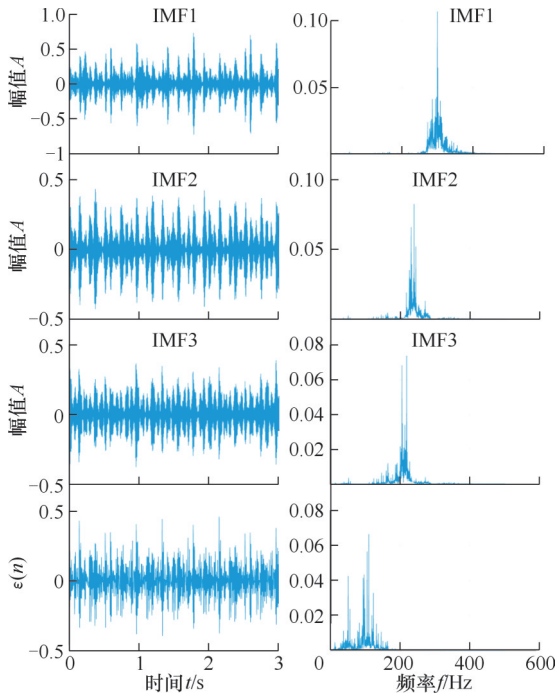

图6　SABO-VMD分解结果时频图

Fig.6　Time-frequency diagram of SABO-VMD decomposition results

计算所得各个分量的局部最小包络熵、峭度值和相关系数见表2。结合实验运行的实际情况与资料参考[30]，当相关系数小于0.3时，认为此分量与原始信号的差别过大，给予筛出处理。由表2可以得出，IMF3的相关系数小于0.3，予以筛出，而峭度值前3的分量分别为IMF1、IMF2、IMF4，故选择IMF1、IMF2、IMF4这3个有效分量为代表。根据式(11)构建故障信号的特征向量：

$$\boldsymbol{\xi}_s=[7.5455\ 7.0693\ 6.4808]^{\mathrm{T}}$$

并进行归一化处理：

$$\overline{\boldsymbol{\xi}}_s=[0.6183\ 0.5793\ 0.531]^{\mathrm{T}}$$

表2　局部最小包络熵、峭度值及相关系数

Tab. 2　Local minimum envelope entropy, kurtosis and correlation coefficients

模态分量	IMF1	IMF2	IMF3	IMF4
局部最小包络熵	7.5455	7.0693	6.4656	6.4808
峭度值	4.778	3.6927	3.2509	3.9918
相关系数	0.718	0.413	0.284	0.528

对所提故障类型进行分析并对每一种故障类型进行参数寻优，得到的最佳VMD参数见表3。

表3　实验数据类型

Tab. 3　Types of experimental data

编号	故障类型	最佳参数(k,α)
t_0	正常	(5,1716)
t_1	联轴器内接触面磨损	(7,2115)
t_2	梅花星形弹性键形变	(3,258)
t_3	平键表面磨损	(7,2312)
t_4	平键定位孔磨损	(8,1895)
t_5	轴承装配间隙过大	(6,1058)
t_6	轴承润滑不良	(9,1127)
t_7	蜗杆轴线偏移	(4,864)

依据表3设置VMD内置参数，对蜗杆元动作单元可诊断性进行定量分析，正常信号与故障信号对比如图7所示。可明显看出故障信号的幅值增加，波形的周期也发生了明显的改变。

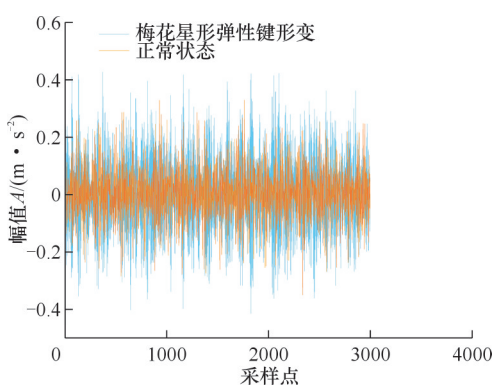

图7　正常信号与故障信号对比

Fig. 7　Comparison between normal signal and fault signal

对8种振动信号进行分析，得到8种故障模式振动图像，如图8～图15所示。

根据前文分析，构建传感器f_1测得振动信号t_0的特征向量为

$$\overline{\boldsymbol{\xi}}_{t_0,f_1}=[0.5516\ 0.6062\ 0.6853]^{\mathrm{T}}$$

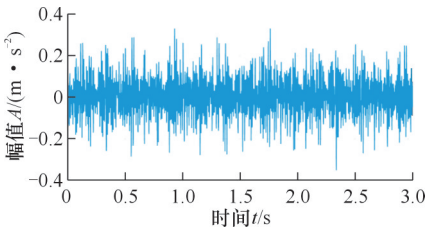

图8 正常状态振动图像

Fig. 8 Vibration image in normal state

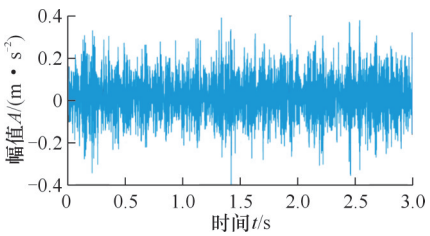

图9 联轴器内表面磨损振动图像

Fig. 9 Vibration image of wear on the inner surface of the coupling

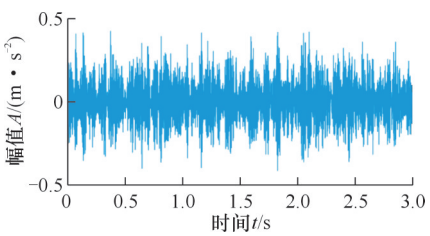

图10 梅花星形弹性键形变振动图像

Fig. 10 Vibration image of deformed star-shaped elastic keys

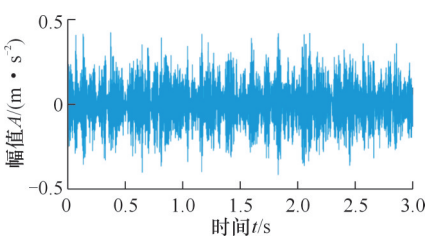

图11 平键表面磨损振动图像

Fig. 11 Vibration image of flat key surface wear

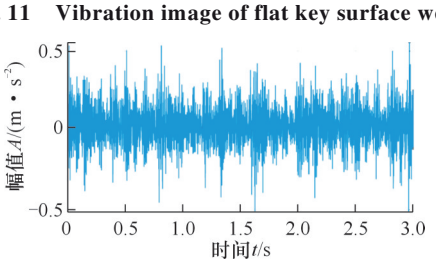

图12 平键定位孔磨损振动图像

Fig. 12 Vibration image of wear of flat key positioning hole

当发生故障 t_3 时振动信号如图10所示。构建传感器 f_1 测得振动信号 t_3 的特征向量为

$$\bar{\xi}_{t_3,f_1}=[0.4251\ \ 0.3932\ \ 0.4463]^{\mathrm{T}}$$

根据公式计算得到故障 t_3 的相似度：

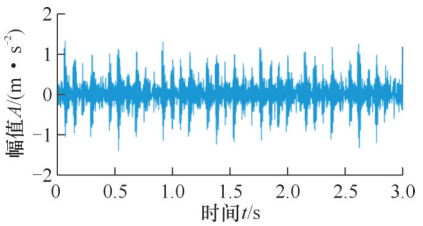

图13 轴承装配间隙过大振动图像

Fig. 10 Vibration image with excessive bearing assembly clearance

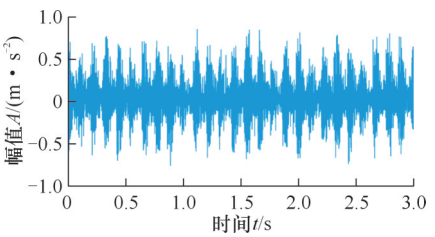

图14 轴承润滑不良振动图像

Fig. 14 Vibration image of poor bearing lubrication

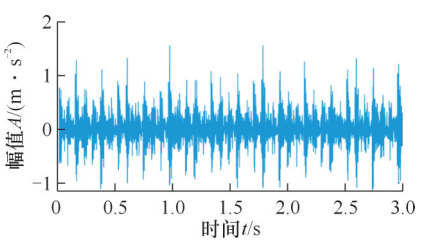

图15 蜗杆轴线偏移振动图像

Fig. 15 Vibration image of worm axis offset

$$d_{f_1}=\frac{\bar{\xi}_{t_0}\cdot\bar{\xi}_{t_3}}{\left|\left|\bar{\xi}_{t_0}\right|\right|\times\left|\left|\bar{\xi}_{t_3}\right|\right|}=0.15382$$

根据公式计算出故障 t_3 的可检测性指标为

$$d_{t_3}=\exp(-d_{t_3})=0.5684$$

当发生故障 t_5 时振动信号如图13所示。构建传感器 f_1 测得振动信号 t_5 的特征向量为

$$\bar{\xi}_{t_5,f_1}=[0.4259\ \ 0.4574\ \ 0.4768]^{\mathrm{T}}$$

根据公式计算出传感器 f_1 测得故障 t_5 的相似度为

$$d_{f_1}=\frac{\bar{\xi}_{t_0}\cdot\bar{\xi}_{t_5}}{\left|\left|\bar{\xi}_{t_0}\right|\right|\times\left|\left|\bar{\xi}_{t_5}\right|\right|}=0.3571$$

根据公式计算出故障 t_5 的可检测性指标为

$$d_{t_5}=\exp(-d_{t_5})=0.6987$$

当同时发生故障 t_3 和故障 t_5 时，由公式可得

$$d_{f_1}=\frac{\bar{\xi}_{t_3}\cdot\bar{\xi}_{t_5}}{\left|\left|\bar{\xi}_{t_3}\right|\right|\times\left|\left|\bar{\xi}_{t_5}\right|\right|}=0.2585$$

根据公式计算出故障 t_3、t_5 的可分离性指标为

$$d_{t_3,t_5}=\exp\left(-d_{f_1}\right)=0.6613$$

通过构建每个故障的振动信号特征向量，并应用前述的相似度和可诊断性指标的计算公式，可以系统地评估每种故障的可诊断性，故障可诊断性量化评价矩阵$\boldsymbol{\Delta}$为

$$\boldsymbol{\Delta}=\begin{bmatrix} 0.7574 & * & 0.7927 & 0.6728 & 0.8194 & 0.7527 & 0.7574 & 0.6671 \\ 0.5575 & 0.7927 & * & 0.7656 & 0.8710 & 0.5590 & 0.6655 & 0.7592 \\ 0.5684 & 0.6728 & 0.7656 & * & 0.7405 & 0.6613 & 0.5626 & 0.8926 \\ 0.6952 & 0.8194 & 0.8710 & 0.7405 & * & 0.6840 & 0.6883 & 0.7343 \\ 0.6787 & 0.7527 & 0.5590 & 0.6613 & 0.6840 & * & 0.8945 & 0.5541 \\ 0.5635 & 0.7574 & 0.6655 & 0.5626 & 0.6883 & 0.8945 & * & 0.5577 \\ 0.7913 & 0.6671 & 0.7592 & 0.8926 & 0.7343 & 0.5541 & 0.5577 & * \end{bmatrix}$$

由矩阵$\boldsymbol{\Delta}$计算得到可诊断性指标分别为$\rho_{\mathrm{FD}}=4.612$，$\rho_{\mathrm{FI}}=15.0523$。在蜗杆元动作单元右轴承支座处铺设传感器$f_2$，并将两个传感器的特征向量串联起来，通过计算，此时系统故障可诊断性量化评价矩阵为

$$\boldsymbol{\Delta}=\begin{bmatrix} 0.6253 & * & 0.7041 & 0.6579 & 0.7783 & 0.7027 & 0.6978 & 0.6386 \\ 0.5247 & 0.7041 & * & 0.7257 & 0.8061 & 0.5078 & 0.6080 & 0.7169 \\ 0.5214 & 0.6579 & 0.7257 & * & 0.7264 & 0.5649 & 0.5837 & 0.7894 \\ 0.6474 & 0.7783 & 0.8061 & 0.7264 & * & 0.6259 & 0.6553 & 0.6783 \\ 0.6363 & 0.7027 & 0.5078 & 0.5649 & 0.6259 & * & 0.7842 & 0.4765 \\ 0.5163 & 0.6978 & 0.6080 & 0.5237 & 0.6553 & 0.7842 & * & 0.5179 \\ 0.4996 & 0.6386 & 0.7169 & 0.7894 & 0.6783 & 0.4765 & 0.5179 & * \end{bmatrix}$$

由矩阵$\boldsymbol{\Delta}$计算得到可诊断性指标分别为$\rho_{\mathrm{FD}}=3.971$，$\rho_{\mathrm{FI}}=13.8864$。在调整传感器布置之前，系统的可检测性指标为4.612，可分离性指标为15.0523，调整之后，系统的可检测性指标为3.971，可分离性指标为13.8864，系统的可诊断性水平和精度明显提高；系统对蜗杆轴线偏移的可检测性调整前为0.7913，调整后为0.4996，具有较高的诊断能力，而对平键定位孔磨损的诊断的可检测性，调整前为0.6952，调整后为0.6474，诊断能力相对较低；此外，当轴承润滑不良与蜗杆轴线偏移同时发生时，由可分离性指标0.5179可知，系统仍能够以相对较高的精确度区分它们。

4　结论

本文融合定性分析与数据驱动，提出了一种基于SABO-VMD的故障可诊断性评价方法，以蜗杆元动作单元为例验证了所提方法的有效性，并证明所提方法适用于数控机床元动作单元，为相关研究提供了新视角。得出结论如下：

1)以蜗杆轴线偏移为例，使用SABO算法优化VMD分解内置参数，确定最佳参数组合为(4，864)，提高了信号分解的准确性，增强了故障特征提取的准确性和可操作性。

2)实验在增设传感器f_2后，系统的检测难度下降了0.641，分离难度下降了1.1659，表明故障的可诊断性与传感器位置的选择和传感器数量密切相关。这一发现为优化策略提供了重要依据，通过合理选择传感器的位置和数量，可以显著提高故障的可诊断性。

3)通过定量评价，在预设的8种故障模式中，轴承润滑不良的检测难度为0.7374，是最难检测的故障，梅花星形弹性键形变与平键定位孔磨损的分离难度为0.8061，是最难分离的故障，这为故障诊断算法的开发和优化诊断策略提供了指导意义。实验结果能够直观地反映出诊断故障的难易程度，从而确定系统的可诊断性水平，并通过可诊断性指标构建故障可诊断性评价矩阵，建立了一套定量评价故障可诊断性的指标体系，为系统的可诊断性优化设计提供了依据。

参考文献：

[1] 王大轶，符方舟，刘成瑞，等．控制系统可诊断性的内涵与研究综述[J]．自动化学报，2018，44(9)：1537-1553.
WANG Dayi，FU Fangzhou，LIU Chengrui，et al. Connotation and Research Status of Diagnosability of Control Systems：a Review[J]. Acta Automatica Sinica，2018，44(9)：1537-1553.

[2] 张根保，张恒，范秀君，等．数控机床基于FMA的功能分解与可靠性分析[J]．机械科学与技术，2012，31(4)：528-533.
ZHANG Genbao，ZHANG Heng，FAN Xiujun，et al. Function Decomposition and Reliability Analysis of CNC Machine Using Function-motion-action [J]. Mechanical Science and Technology for Aerospace Engineering，2012，31(4)：528-533.

[3] LIN Lixiong，WANG Qing，HE Bingwei，et al. Evaluation of Fault Diagnosability for Nonlinear Uncertain Systems with Multiple Faults Occurring Simultaneously [J]. Journal of Systems Engineering

and Electronics, 2020, 31(3): 634-646.

[4] ZHAO Dong, AHN C K, PASZKE W, et al. Fault Diagnosability Analysis of Two-dimensional Linear Discrete Systems[J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2021, 66(2): 826-832.

[5] VERDIÈRE N, JAUBERTHIE C, TRAVÉ-MASSUYÈS L. Functional Diagnosability and Detectability of Nonlinear Models Based on Analytical Redundancy Relations[J]. Journal of Process Control, 2015, 35: 1-10.

[6] TERMECHE A, BENAZZOUZ D, BOUAMAMA B O, et al. Augmented Analytical Redundancy Relations to Improve the Fault Isolation[J]. Mechatronics, 2018, 55: 129-140.

[7] CABRAL F G, MOREIRA M V. Synchronous Diagnosis of Discrete-event Systems[J]. IEEE Transactions on Automation Science and Engineering, 2020, 17(2): 921-932.

[8] JIANG Dongnian, LI Wei. Multi-objective Optimal Placement of Sensors Based on Quantitative Evaluation of Fault Diagnosability [J]. IEEE Access, 2019, 7: 117850-117860.

[9] FU Fangzhou, WANG Dayi. A Method for Quantitative Fault Diagnosability Analysis of Systems with Probabilistic Sensor Faults[J]. International Journal of Control, Automation and Systems, 2019, 17(8): 2159-2164.

[10] FU Fangzhou, WANG Dayi, LI Linlin, et al. Data-driven Method for the Quantitative Fault Diagnosability Analysis of Dynamic Systems[J]. IET Control Theory & Applications, 2019, 13(8): 1197-1203.

[11] FU Fangzhou, WANG Dayi, LI Wenbo, et al. Data-driven Fault Identifiability Analysis for Discrete-time Dynamic Systems [J]. International Journal of Systems Science, 2020, 51(2): 404-412.

[12] FU Fangzhou, XUE Ting, WU Zhigang, et al. A Fault Diagnosability Evaluation Method for Dynamic Systems without Distribution Knowledge[J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2020, 52(6): 5113-5123.

[13] 彭珍瑞，刘臻. 基于故障可诊断性的齿轮箱传感器优化布置[J]. 振动与冲击，2021，40(4)：155-163.
PENG Zhenrui, LIU Zhen. Optimal Sensor Placement of a Gear Box Based on Fault Diagnosability [J]. Journal of Vibration and Shock, 2021, 40(4): 155-163.

[14] XUE Yajuan, CAO Junxing, WANG Daxing, et al. Application of the Variational-mode Decomposition for Seismic Time - Frequency Analysis[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2016, 9(8): 3821-3831.

[15] ZHANG Yaping, QI Xiaozhi, WANG Tao, et al. Tool Wear Condition Monitoring Method Based on Deep Learning with Force Signals [J]. Sensors, 2023, 23(10): 4595.

[16] XIE Zhijie, YU Di, ZHAN Changshu, et al. Ball Screw Fault Diagnosis Based on Continuous Wavelet Transform and Two-dimensional Convolution Neural Network[J]. Measurement and Control, 2023, 56(3/4): 518-528.

[17] LEE W G, LEE J W, HONG M S, et al. Failure Diagnosis System for a Ball-screw by Using Vibration Signals[J]. Shock and Vibration, 2015, 2015(1): 435870.

[18] ZHENG Jinde, SU Miaoxian, YING Wanming, et al. Improved Uniform Phase Empirical Mode Decomposition and Its Application in Machinery Fault Diagnosis[J]. Measurement, 2021, 179: 109425.

[19] FENG Zhipeng, ZHANG Dong, ZUO M J. Adaptive Mode Decomposition Methods and Their Applications in Signal Analysis for Machinery Fault Diagnosis: a Review with Examples[J]. IEEE Access, 2017, 5: 24301-24331.

[20] ZHENG Jinde. Rolling Bearing Fault Diagnosis Based on Partially Ensemble Empirical Mode Decomposition and Variable Predictive Model-based Class Discrimination[J]. Archives of Civil and Mechanical Engineering, 2016, 16(4): 784-794.

[21] ZHAO Huimin, LIU Hailong, XU Junjie, et al. Research on a Fault Diagnosis Method of Rolling Bearings Using Variation Mode Decomposition and Deep Belief Network[J]. Journal of Mechanical Science and Technology, 2019, 33(9): 4165-4172.

[22] DRAGOMIRETSKIY K, ZOSSO D. Variational Mode Decomposition[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2014, 62(3): 531-544.

[23] ZHANG Xin, ZHAO Jianmin. Compound Fault Detection in Gearbox Based on Time Synchronous Resample and Adaptive Variational Mode Decomposition [J]. Eksploatacja I Niezawodność —Maintenance and Reliability, 2020, 22(1): 161-169.

[24] YI Yingmin, TIAN Ge. Feature Extraction Method of Ship Radiated Noise Based on BOA-VMD and Slope Entropy[J]. Frontiers in Physics, 2022, 10: 1043070.

[25] ZHANG Yu, WU Yuhu, LI Lianmin, et al. A Hybrid Energy Storage System Strategy for Smoothing Photovoltaic Power Fluctuation Based on Improved HHO-VMD [J]. International Journal of Photoenergy, 2023, 2023(1): 9633843.

[26] 唐贵基，王晓龙. 参数优化变分模态分解方法在滚

动轴承早期故障诊断中的应用[J]. 西安交通大学学报，2015，49(5)：73-81.
TANG Guiji，WANG Xiaolong. Parameter Optimized Variational Mode Decomposition Method with Application to Incipient Fault Diagnosis of Rolling Bearing[J]. Journal of Xi'an Jiaotong University，2015，49(5)：73-81.

[27] ZHANG Ying，WANG Anchen. Research on the Fault Diagnosis Method for Rolling Bearings Based on Improved VMD and Automatic IMF Acquisition [J]. Shock and Vibration，2020，2020：6216903.

[28] 杨岗，邓琴，卫昱乾，等. 模态特征分量(IMF)在轴承故障诊断中的选用原则综述[J]. 铁道车辆，2023，61(6)：7-15.
YANG Gang，DENG Qin，WEI Yuqian，et al. Review of the Principle of Selecting the Intrinsic Mode Functions (IMF) in the Bearing Fault Diagnosis[J]. Rolling Stock，2023，61(6)：7-15.

[29] TROJOVSKÝ P，DEHGHANI M. Subtraction-average-based Optimizer：a New Swarm-inspired Metaheuristic Algorithm for Solving Optimization Problems[J]. Biomimetics，2023，8(2)：149.

[30] 来凌红，吴虎胜，吕建新，等. 基于EMD和样本熵的滚动轴承故障SVM识别[J]. 煤矿机械，2011，32(1)：249-252.
LAI Linghong，WU Husheng，JianxinLYU，et al. SVM Recognition Method Based on EMD and Sample Entropy in Rolling Bearing Fault Diagnosis[J]. Coal Mine Machinery，2011，32(1)：249-252.

（编辑　陈　勇）

作者简介：葛红玉*，女，1982年生，副教授、博士。研究方向为智能制造装备可靠性。E-mail：gxy-xkd@xust.edu.cn。

本文引用格式：
葛红玉，赵展，郭安祥，等. 基于SABO-VMD的数控机床元动作单元故障可诊断性评价[J]. 中国机械工程，2025，36(8)：1774-1783.
GE Hongyu*，ZHAO Zhan，GUO Anxiang，et al. Fault Diagnosability Evaluation of Meta Actuation Units Based on SABO-VMD [J]. China Mechanical Engineering，2025，36(8)：1774-1783.

（上接第1773页）

[14] 胡娟娟，胡检发，谭援强，等. 渐开线花键副齿廓修形研究[J]. 机械强度，2018，40(1)：138-144.
HU Juanjuan，HU Jianfa，TAN Yuanqiang，et al. Research on Profile Modification of Involute Spline Coupling[J]. Journal of Mechanical Strength，2018，40(1)：138-144.

[15] 扣田鑫. 摩擦离合器渐开线花键偏载及微动磨损研究[D]. 哈尔滨：哈尔滨工程大学，2021.
KOU Tianxin. Investigation on Eccentric Load and Fretting Wear of Involute Spline in Friction Clutch [D]. Harbin：Harbin Engineering University，2021.

[16] 李永康. 渐开线斜齿圆柱齿轮齿向修形的研究[D]. 太原：太原理工大学，2010.
LI Yongkang. Research on Longitudinal Moducation of Involute Healical Gear [D]. Taiyuan：Taiyuan University of Technology，2010.

[17] FATOUREHCHI E，MOHAMMADPOUR M，KING P D，et al. Microgeometrical Tooth Profile Modification Influencing Efficiency of Planetary Hub Gears [J]. International Journal of Powertrains，2018，7(1/2/3)：162.

[18] 谭援强，胡检发，姜胜强，等. 基于有限元法渐开线花键副不对中载荷分布研究[J]. 机械传动，2016，40(9)：110-113.
TAN Yuanqiang，HU Jianfa，JIANG Shengqiang，et al. Research of Misaligned Load Distribution of Involute Spline Pair Based on Finite Element Method [J]. Journal of Mechanical Transmission，2016，40(9)：110-113.

[19] MADGE J J，LEEN S B，SHIPWAY P H. The Critical Role of Fretting Wear in the Analysis of Fretting Fatigue[J]. Wear，2007，263(1/2/3/4/5/6)：542-551.

[20] 薛向珍. 航空渐开线花键副微动磨损机理及磨损量预估方法研究[D]. 西安：西北工业大学，2017.
XUE Xiangzhen. Investigation on Maechanism and Prediction Method of Fretting Wear in Aero-engine Involute Spline Coupling[D].. Xi'an：Northwestern Polytechnical University，2017.

[21] DING J，LEEN S B，WILLIAMS E J，et al. Finite Element Simulation of Fretting Wear-fatigue Interaction in Spline Couplings[J]. Tribology—Materials，Surfaces & Interfaces，2008，2(1)：10-24.

（编辑　陈　勇）

作者简介：叶绍干*，男，1989年生，特任研究员、博士。研究方向为液压元件及系统振动控制、可靠性设计及测试等。E-mail：shaoganye@xmu.edu.cn。

本文引用格式：
叶绍干，陈天星，陈鼎，等. 柱塞泵缸体-主轴花键齿面修形及抗磨损研究[J]. 中国机械工程，2025，36(8)：1767-1773.
YE Shaogan，CHEN Tianxing，CHEN Ding，et al. Tooth Surface Modification and Anti-wear Design of Spline between Cylinder and Shaft of Piston Pumps[J]. China Mechanical Engineering，2025，36(8)：1767-1773.