

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2313913

# 基于 CapSA-VMD 的螺母质量判定方法<sup>\*</sup>

张宁涛 杨永杰 孙柳萌

(南通大学信息科学技术学院 南通 226019)

**摘要:** 当数控伺服压力机压装定位螺母时,需要依据采集的数据信号对其进行质量判定,而数据信号极易受复合噪声的影响从而导致螺母误判。针对在复合噪声干扰下信号包络特征难以提取且 VMD 中参数难确定问题,提出一种结合卷尾猴搜索算法优化 VMD 参数,有效重构数据信号的方法。首先,选取 MCCI 为目标优化函数。其次,对复合信号进行自适应模态分解,借助排列熵算法和相关系数筛选出含噪低的分量进行信号重构。然后,以模拟和实测信号为样本,借助 RMSE、SNR 的具体数值做客观对比,分别经 EMD、CEEMDAN、CapSA-VMD 方法的重构信号做直观对比。结果表明, CapSA-VMD 分解后不含虚假分量,去噪效果显著优于另外二者,螺母质量检测的准确率高达 97.8%,研究结果可为压装定位螺母的复合信号去噪,提高包络线阈值判定准确率提供有益的参考。

**关键词:** 卷尾猴搜索算法; VMD; 排列熵; 相关系数; 信号重构; 包络线阈值判定

**中图分类号:** TP23; TP274<sup>+</sup>.3 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.4030

## Nut quality judgment method based on CapSA-VMD

Zhang Ningtao Yang Yongjie Sun Liumeng

(School of Information Science and Technology, Nantong University, Nantong 226019, China)

**Abstract:** When the CNC servo press presses the positioning nut, it is necessary to determine its quality based on the collected data signals, which are easily affected by composite noise and can lead to misjudgment of the nut. To address the difficulty in extracting signal envelope features and determining parameters in VMD under complex noise interference, a method is proposed that combines the capuchin search algorithm to optimize VMD parameters and effectively reconstruct data signals. Firstly, select MCCI as the objective optimization function. Secondly, adaptive modal decomposition is performed on the composite signal, and low noise components are filtered out using the permutation entropy algorithm and correlation coefficient for signal reconstruction. Then, using simulated and measured signals as samples, objective comparisons were made using specific values of RMSE and SNR, and reconstructed signals were visually compared using EMD, CEEMDAN, and CapSA-VMD methods, respectively. The results show that CapSA-VMD decomposition does not contain false components, and the denoising effect is significantly better than the other two. The accuracy of nut quality detection is as high as 97.8%. The research results can provide useful reference for denoising composite signals of pressed positioning nuts and improving the accuracy of envelope threshold judgment.

**Keywords:** capuchin search algorithm; VMD; permutation entropy; correlation coefficient; signal reconstruction; envelope threshold determination

## 0 引言

定位螺母是紧密连接机械设备的重要零件,在数控伺服压力机对其进行精密压装时,为了提高包络线对其质量判定的准确率,对压力、压装深度、时间数据等信息采集尤为重要<sup>[1-3]</sup>。但传感器会受到因机械本身轴承磨损、铁芯松

动、螺母毛刺等原因引起的高低频复合噪声的干扰,从而掩盖原本的螺母数据信号,造成定位螺母质量检测的误判<sup>[4]</sup>。经验模态分解(empirical mode decomposition, EMD)存在端点漂移和模态混叠<sup>[5]</sup>。随后,集合经验模态分解(ensemble empirical mode decomposition, EEMD),加入同等幅值的不同白噪声,对多次 EMD 得到的相应内涵模态

收稿日期:2023-06-15

<sup>\*</sup> 基金项目:南通大学横向科研项目(22ZH443)资助

函数(intrinsic mode functions, IMF)进行总体平均,解决模态混叠<sup>[6]</sup>。Hu 等<sup>[7]</sup>提出自适应噪声完备集合经验模态分解(complete ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise, CEEMDAN)方法,在 EMD 求完每一阶 IMF 后,残值加入白噪声的 IMF,对 IMF 分量求均值,较少平均次数下有良好的完备性,减少 IMF 低频分量数,但是在每一阶 IMF 后就立刻进行集合求均值,会对后面的 IMF 分解造成影响。于是,Dragomiretskiy 等<sup>[8]</sup>提出了变分模态分解(variation modal decomposition, VMD),通过变分问题的解决寻找中心频率相应频域内的有效成份进而获得各个 IMF,广泛应用于复杂度高和非线性强时间序列的非平稳性信号分解中<sup>[9]</sup>。但 VMD 处理效果取决于模态数量  $K$  和惩罚因子  $\alpha$ ,工程经验的取值方法不具备普适性,可能导致信号不完全分解或过分解。

接着,大量的学者开始对参数进行优化。Wang 等<sup>[10]</sup>通过遗传算法进行 VMD 参数优化,可能导致优化结果不够稳定和可靠,具有一定的随机性;Zhang 等<sup>[11]</sup>提出蝗虫算法自适应优化 VMD 参数分析旋转机械振动信号,但计算复杂度高;Luo 等<sup>[12]</sup>通过改进的差分搜索优化将自适应 VMD 和随机共振(stochastic resonance, SR)相结合,其抗噪声性能较差;崔岩等<sup>[13]</sup>提出鲸鱼优化算法,结合极限学习机(extreme learning machine, ELM)进行振动信号类型识别,但未能解决容易陷入局部最优的问题;Dong 等<sup>[14]</sup>将关联向量机的改进粒子群算法优化 VMD 参数,在离散的优化问题上效果不佳。吴田等<sup>[15]</sup>提出了一种基于改进麻雀算法(improved sparrow search algorithm, ISSA)优化 VMD 和二代小波阈值法相结合的信号降噪法,这需要进行大量的迭代,会出现局部最优解。

针对 VMD 参数容易陷入局部最优、计算复杂度高且重构信号抗噪性能差等问题,提出使用卷尾猴搜索算法(capuchin search algorithm, CapSA)优化 VMD 参数。借助排列熵(permutation entropy, PE)值和相关系数剔除虚假 IMF 分量,从而大幅提高 VMD 的降噪能力和自适应性,在全局与局部搜索能力均很出色。构建最小计算复杂度指数(minimum computational complexity index, MCCI)为目标优化函数,以模拟和实测信号为样本,借助均方根误差(root mean square error, RMSE)、信噪比(signal-to-noise ratio, SNR)的具体数值做客观对比,分别经 EMD、CEEMDAN、CapSA-VMD 后的重构信号做直观对比,结果证明 CapSA-VMD 的去噪效果显著优于另外二者,进而验证了此方法的优越性和可行性。

## 1 基本原理介绍

### 1.1 VMD 原理

VMD 算法解决频域变分最优化问题对各信号分量进行估计,属于自适应、完全非递归模态变分与信号处理方法<sup>[16]</sup>。与经验模态函数的内涵模态分量概念不同,在满足

EMD 约束条件的前提下,VMD 对有限带宽的本征模态函数重新定义了更为严格的要求,将分量模态定义调幅调频函数为:

$$u_k(t) = A_k(t) \cos[\varphi(t)] \quad (1)$$

式中:包络的幅值非负  $A_k(t) \geq 0$ ;瞬时相位  $\varphi(t)$  为非递减函数。

VMD 的求解过程主要包含两点约束:1) 每个模态分量所对应的频谱信号中心频率带宽和最小;2) 分解出的各模态分量共同组成输入信号,约束定义为:

$$\begin{cases} \min_{\{\omega_k, \tau_k\}} \left\{ \sum_{k=1}^K \left\| \partial_t \left[ \left( \delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) \cdot u_k(t) \right] e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 \right\} \\ \text{s. t. } \sum_{k=1}^K u_k = S(t) \end{cases} \quad (2)$$

式中: $K$  为分解的模态数; $S(t)$  为振动信号; $\partial_t$  为求时间的偏导; $u_k, \omega_k$  分别为第  $k$  个本征模态分量及分量所对应的中心频率,以上就是对变分问题构造的约束。

引入惩罚因子  $\alpha$ 、拉格朗日乘法算子  $\lambda(t)$ ,将约束变分问题转变为非约束,借助傅里叶变换与交替方向乘子法(alternating direction method of multipliers, ADMM)求解该非约束变分问题,得到增广 Lagrange 表达式如下:

$$\begin{aligned} L[\{u_k(t)\}, \{\tau_k\}, \lambda(t)] = & \\ \alpha \sum_{k=1}^K \left\| \partial_t \left[ \left( \delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) \cdot u_k(t) \right] e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 + & \\ \left\| S(t) - \sum_{k=1}^K u_k(t) \right\|_2^2 + \langle \lambda(t), S(t) - \sum_{k=1}^K u_k(t) \rangle & \end{aligned} \quad (3)$$

下面对模态函数  $u_k(t)$ ,中心频率  $\omega_k$  进行迭代更新,具体步骤如下:

步骤 1) 对  $\{u_k^1(t)\}, \{\omega_k^1\}, \lambda^1(t)$  各分量初始化,令  $n=0$ 。

步骤 2) 设置循环过程  $n \leftarrow n+1, k \leftarrow k+1$ ,当  $k \geq k+1$  时迭代结束,  $\hat{u}_k^{n+1}(\omega), \omega_k^{n+1}$  更新的表达式为:

$$\begin{cases} \hat{u}_k^{n+1}(\omega) = \frac{\hat{f}(\omega) - \sum_{i \neq k} \hat{u}_i(\omega) + \hat{\lambda}(\omega)/2}{1 + 2\alpha(\omega - \omega_k)^2} \\ \omega_k^{n+1} = \frac{\int_0^{\infty} \omega |\hat{u}_k(\omega)|^2 d\omega}{\int_0^{\infty} |\hat{u}_k(\omega)|^2 d\omega} \end{cases} \quad (4)$$

式中: $\hat{f}(\omega), \hat{\lambda}(\omega)$  分别是对  $f(t), \lambda(t)$  做的傅里叶变换; $\hat{u}_k^{n+1}(\omega), \omega_k^{n+1}$  分别是对每个 IMF 分量的维纳滤波及中心频率。

步骤 3) 将式(4)中迭代更新的  $\hat{u}_k^{n+1}(\omega)$  代入 Lagrange 算子  $\hat{\lambda}_{n+1}(\omega)$  表达式,如下:

$$\hat{\lambda}_{n+1}(\omega) = \hat{\lambda}_n(\omega) + \tau \left( \hat{f}(\omega) - \sum_k \hat{u}_k^{n+1}(\omega) \right) \quad (5)$$

式中:  $\tau$  为噪声容限误差,  $n$  为迭代次数, 为了使信号去噪达到最优, 本文初始化  $\tau=0, n=20$ 。

步骤 4) 给定阈值参数  $\epsilon=10^{-7}$ , 在满足逼近条件后迭代停止, 输出相应的维纳滤波及中心频率值, 否则重复步骤 2)~步骤 3), 迭代条件为:

$$\frac{\sum_k \|u_k^{n+1}(t) - u_k^n(t)\|_2^2}{\|u_k^n(t)\|_2^2} < \epsilon \quad (6)$$

## 1.2 CapSA 优化算法原理

卷尾猴算法模拟卷尾猴的动态行为, 对其在森林中游荡觅食时的行为进行建模, 根据卷尾猴类别及随机搜索概率的划分, 不断更新卷尾猴的位置, 寻找最小的适应度, 以达到寻优的目的<sup>[17]</sup>。每一只卷尾猴代表一个可行解, 而搜索的食物位置则代表优化问题的最优解。搜索优化算法步骤如下:

步骤 1) 在搜索范围内随机初始化种群(20 个卷尾猴), 并给定参数  $P$  用于划分卷尾猴不同的觅食机制, 随机算子  $\epsilon \in [0, 1]$ , 卷尾猴位置和速度计算如下:

$$x^i = ub_j + r \times (ub_j - lb_j) \quad (7)$$

$$v_j^i = \rho v_j^i + \tau a_1 (x_{bestj}^i - x_j^i) + \tau a_2 (F_j - x_j^i) \quad (8)$$

式中:  $x^i$  和  $v_j^i$  分别表示第  $i$  只卷尾猴的位置及其在  $j$  维的速度;  $ub_j, lb_j$  分别为卷尾猴在  $j$  维的上边界与下边界;  $F_j, x_{bestj}^i$  分别表示食物在  $j$  维的位置及第  $i$  只卷尾猴在同维度下的最佳位置;  $a_1 = a_2 = 1$  控制  $x_{bestj}^i$  和  $F_j$  对卷尾猴的速度影响; 惯性系数  $\rho$  控制先前速度对运动的影响,  $\rho = 0.7$ ;  $r \in [0, 1]$  的随机数。

步骤 2) 随机选择  $m(m < n/2)$  个卷尾猴作为  $a$  领导者  $M_i (i = 1, 2, \dots, m)$ , 负责指挥整个群体的觅食任务, 剩余的作为跟随者, 跟随领导者觅食并做相似的运动行为。

步骤 3) 更新卷尾猴寿命指数函数  $\tau$ , 可以实现对未知非约束问题的最优解, 在全局和局部搜索过程中实现探索和开采之间的平衡, 函数表达式如下:

$$\tau = \beta_0 e^{-\beta_1 \left(\frac{k}{K}\right)^{\beta_2}} \quad (9)$$

式中: 随迭代次数增加函数值降低, 从而有利于 CapSA 有效地更新卷尾猴与所寻找食物的位置,  $k, K$  分别表示当前和最大迭代次数; 参数  $\beta_0, \beta_1, \beta_2$  的值分别为 2、20、2。

步骤 4) 对于领导者  $M_i$  的位置更新, 当随机数  $0.1 < \epsilon < P$  时, 卷尾猴处于枝上和陆地跳跃以及正常行走; 当  $P < \epsilon < 1$  时, 其处于摇摆与攀爬运动, 两大不同觅食机制位置计算如下:

$$x_j^i = \begin{cases} F_j + \frac{P_{bf}(v_j^i)^2 \sin(2\theta)}{g}, & 0.1 < \epsilon \leq 0.20 \\ F_j + \frac{P_{ef}P_{bf}(v_j^i)^2 \sin(2\theta)}{g}, & 0.2 < \epsilon \leq 0.30 \\ x_j^i + v_j^i, & 0.3 < \epsilon \leq P \end{cases} \quad (10)$$

$$x_j^i = \begin{cases} F_j + \tau P_{bf} \times \sin(2\theta), & P < \epsilon \leq 0.75 \\ xF_j + \tau P_{bf}(v_j^i - v_{j-1}^i), & 0.75 < \epsilon \leq 1.0 \end{cases} \quad (11)$$

式中:  $P_{ef}$  和  $P_{bf}$  分别表示卷尾猴在地面上运动的平衡概率和弹性概率, 可提高局部和全局搜索方法的效率,  $P_{ef} = 0.7$  和  $P_{bf} = 9$ ;  $v_{j-1}^i$  表示第  $i$  只卷尾猴在  $j$  维的先前速度;  $\theta = 1.5r$  表示卷尾猴的跳跃角度;  $g$  为重力加速度, 值为 9.81。

步骤 5) 当  $\epsilon < Pr = 0.1$  时, 表示  $\epsilon$  不满足随机搜索的条件, 应重新初始化种群(重复步骤 1)~步骤 4));

步骤 6) 当  $a$  领导者探索和开发周边地区找到食物的位置(全局解决方案最优解), 此时更新追随者的位置如下:

$$x_j^i = \frac{1}{2}(x_j^i + x_j^{i-1}), n/2 \leq i \leq n \quad (12)$$

式中:  $x_j^{i-1}$  为先前跟随者的第  $j$  维位置。

## 1.3 排列熵

它是一种检测动力学突变和时间序列随机性的方法, 能够定量评估信号序列中含有的随机噪声, 通过排列熵值的排序, 完成模态分量的筛选, 进而剔除虚假分量。

首先, 对一组长度为  $N$  的时间序列  $\mathbf{X}$  进行相空间重构, 得到矩阵  $\mathbf{Y}$ :

$$\mathbf{Y} = \begin{bmatrix} x(1)x(1+t)\cdots x(1+(m-1)t) \\ x(2)x(2+t)\cdots x(2+(m-1)t) \\ x(j)x(j+t)\cdots x(j+(m-1)t) \\ \vdots \\ x(K)x(K+t)\cdots x(K+(m-1)t) \end{bmatrix} \quad (13)$$

其中,  $m$  为嵌入维数,  $t$  为延迟时间,  $K = N - (m - 1)t$ 。矩阵  $\mathbf{Y}$  中的每一行都是一个重构分量, 共有  $K$  个重构分量<sup>[18]</sup>。此处  $m=3, t=1$ 。

将每一个重构分量按照升序重新排列, 得到向量中各元素位置的列索引构成一组符号序列:

$$S(l) = \{j_1, j_2, \dots, j_m\}, l = 1, 2, \dots, k, k \leq m! \quad (14)$$

其中,  $m$  维相空间映射不同的符号序列总共有  $m!$  种。

计算第  $j$  个符号序列出现的次数除以  $m!$  种不同的符号序列出现的总次数作为该符号序列出现的概率  $P_j$ , 时间序列  $X$  的排列熵的计算公式为:

$$H_{pe} = - \sum_{j=1}^k P_j \ln(P_j) \quad (15)$$

排列熵的最大值为  $\ln(m!)$ , 将排列熵值进行归一化处理:

$$0 \leq H_p = \frac{H_{pe}}{\ln(m!)} \leq 1 \quad (16)$$

排列熵值的大小表示时间序列  $X$  的随机程度: 熵值越小, 信噪比高, 时间序列简单; 反之, 熵值越大, 则时间序列越复杂, 噪声分量更多。

根据排列熵的特点, 当存在两个分量的中心频率  $\omega_k$  相近, 且频率比大于 0.75 时, 认定此时 VMD 为过分解状态。

此时,通过相关系数来比较分析分量与原始信号的相关性,当相关系数小于 0.25 时,将此分量列为虚假分量剔除,相关性较高的分量即可重构数据信号。也可通过比较模态分量在原始信号总能量的占比、分量与噪声频谱特征的相似度,能量占比越低,频谱相似度越高,分量的虚假成分也就越高。在 VMD 算法中心频率初始时,优先选取能值较为显著的,可提高 VMD 的分解效率及精度<sup>[19]</sup>。

#### 1.4 最小二乘法拟合包络阈值

步骤 1) 输入 100 个合格定位螺圈的压装数据,每个含 370 组压装深度与压装力,分别进行拟合计算如下:

$$\begin{cases} y_i = ax_i^5 + bx_i^4 + cx_i^3 + dx_i^2 + ex_i + g \\ y_i = f_j(x_i) \end{cases} \quad (17)$$

其中,  $x_i, y_i (i=1, 2, \dots, 370)$  表示在不同时刻所采样的压装深度与压装力;  $f_j(x) (j=1, 2, \dots, 100)$  为经过拟合后的各曲线表达式。

步骤 2) 对拟合后的 100 条压装曲线,在 0~18.5 mm 的压装深度范围内,进行以  $\Delta=0.05$  mm 间隔采样,采样点为  $x_k (k=1, 2, \dots, 370)$  随后进行均值化处理,得到新的一组  $(x_k, y_k)$ , 对其进行最小二乘法拟合,从而得到标准的定位螺母的上下包络阈值,具体计算公式如下:

$$\begin{cases} y_k = [f_1(x_k) + f_2(x_k) + \dots + f_{100}(x_k)]/100 \\ y_k = a_k x_k^5 + b_k x_k^4 + c_k x_k^3 + d_k x_k^2 + e_k x_k + g_k \\ y = f_k(x) \end{cases} \quad (18)$$

步骤 3) 考虑到定位螺圈的压装精度为 5% (压力/kN), 因此将标准压装数据曲线上下移动 2.5 个单位得到上下包络线阈值(满量程 50 kN), 计算如下:

$$\begin{cases} y_d = f_k(x) - 2.5 \\ y_u = f_k(x) + 2.5 \end{cases} \quad (19)$$

其中,如图 1 所示,  $y_u, y_d$  分别为螺母质量检测的标准上下包络阈值,为了提高包络线判定的准确度,设置压装深度在 12 mm 位置处开始检测。

判定标准:在 12~18.5 mm 内,采集的压装曲线是否超出上下包络的阈值,在任意一点超出即为次品,均未超出即为合格品。

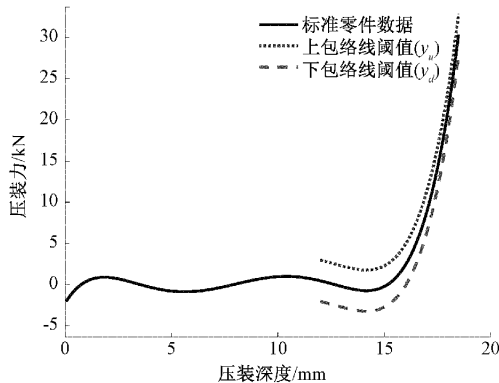


图 1 最小二乘法拟合标准上下包络阈值

## 2 VMD 参数寻优

### 2.1 模态数、惩罚因子寻优

本文利用 MCCI、PE、中心频率比及相关系数确定 VMD 的最优  $K$  与  $a$  值,剔除虚假分量,重构有效压装数据信号。

前文已经证实了 CapSA 优化算法在勘探和开发周围环境中食物来源区域的可靠性,能够求解未知搜索空间的优化问题。此外, CapSA 的自适应策略允许绕过局部解,并定位优化过程中获得的最佳全局解的准确估计。所提出的算法通过迭代更新领导者和追随者的位置直到他们找到食物来源(即全局解),从而解决具有给定维度的优化问题。所提的最小计算复杂度指数定义为:

$$\begin{aligned} CCI &= \min\{v[K(pd + pc)]\} \\ \text{s. t. } &K \in [3, 10], a \in [500, 2000] \end{aligned} \quad (20)$$

式中:  $v$  是评估实验的数量,  $K$  表示最大迭代次数,  $p$  是解决方案的数量,  $d$  是优化的变量数(问题维度),  $c$  是优化问题目标函数的成本。

解决方案的数量通常是目标函数成本的几倍,这取决于问题的复杂性。问题中的变量数量通常小于解决方案的数量,但变量数量在范围上与目标函数的成本大致相似。因此,因子  $d$  的大小与  $c$  相似,  $p$  则构成了复杂性评估的重要因子。因此, CapSA 计算的复杂性问题的阶数可以减少到:

$$CCI = \min(vKpd) \quad (21)$$

### 2.2 自适应变分模态分解

在复合噪声信号中进行 VMD 分解时,需要确定  $(a, K) = (Target\_pos(1), Target\_pos(2))$  的值,在 CapSA 中对 VMD 参数寻优, MATLAB 代码如下:

$$[u, u\_hat, \omega, CapSA\_cg\_curve, Target\_pos] = CapSAVMD(f, tau, DC, init, tol);$$

其中,  $u, u\_hat, \omega$  分别表示分解模态信号的集合,模态的频谱,估计谱的中心频率;  $CapSA\_cg\_curve$  为最优综合指标;  $Target\_pos[1], Target\_pos[2]$  分别保存最优的  $a$  和  $K$  的数值;  $f$  为待分解的时域信号;初始化参数噪声容限  $tau$ 、直流分量  $DC$ 、中心频率  $init$  为均匀分布模式产生随机数、收敛阈值  $tol$  分别为  $(0, 0, 1, 10^{-7})$ 。在对  $K$  值进行寻优时,需要寻找到 MCCI 所对应的模态数  $K$  和惩罚因子  $a$ , 自适应参数寻优变分模态分解流程如图 2 所示。

自适应变分模态分解操作步骤为<sup>[20]</sup>:

步骤 1) 输入卷尾猴算法初始参数,根据式(20)约束 VMD 参数  $K, a$  的取值范围,选取 MCCI 为适应度函数;

步骤 2) 将计算 CCI 作为目标优化函数,对采集的复合信号进行 VMD 分解,计算信号复杂度值;

步骤 3) 迭代结束前,不断更新卷尾猴个体的位置和速度,全局搜索取得最小值时所对应卷尾猴的位置;

步骤 4) 不断循环步骤 2)~3),若计算复杂度降低,保

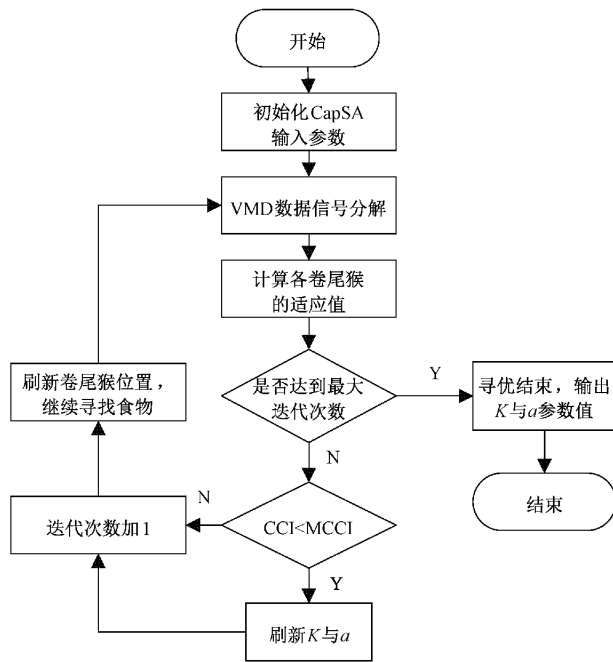


图 2 自适应变分模态分解流程

存对应的卷尾猴位置(K 与 a 参数值);若指数不变或升高,则参数值不变,迭代结束后输出最优卷尾猴位置坐标;

步骤 5)使用步骤 4)中寻优出的最优参数(K, a)进行 VMD 信号分解、筛选 IMF 分量重构数据信号。

### 2.3 重构数据信号

参数未优化的 VMD, K 值过小会造成信号欠分解与模态混叠,过大会分解出不必要的虚假分量。同样, a 值的选取与 IMF 分量的带宽成反比, a 值过小,使得各分量之间存在信息互相包含,反之则会丢失数据部分有效信号。对于合格品的定位螺母,未优化参数 VMD 重构的信号,由于分解时复合噪声残余分量的影响,在检测区域会存在虚假信号尖峰,导致压力超出上或者下包络线的假象,出现对定位螺母的质量误判。反观经 CapSA 寻优后的参数, VMD 后的模态分量 IMF, 对应的 PE 值由高至低排序, 熵值越小表示 SNR 越高, 所含信号分量越多。信号选取熵值较小的 IMF 进行重构, 选取的分量数 N(取整(K/2)), 重构信号最大化还原了定位螺母的压装数据, 有效剔除了虚假分量, 避免了残余噪声对数据信号的影响。信号在压装深度检测区间内均未超出上下包络阈值, CapSA-VMD 方法大幅提高包络线阈值判定的准确率, 在工业螺母压装生产中广泛使用。

### 2.4 仿真分析

为了验证 CapSA-VMD 算法对信号分解去噪的有效性, 用仿真信号 y(t) 模拟压装定位螺圈时采集到的复合信号, 进行自适应 VMD 分解。对分解出的信号分量计算其 PE 值, 选取信噪比较高的 IMF 分量进行信号重构。

由于伺服压力机压装定位螺圈的环境嘈杂, 所采集压

装信号的 SNR 过低, 机器定子与转子摩擦、铁芯松动的高频噪声, 螺母毛刺的低频噪声对压装信号的包络准确提取都有影响, 因此设计此模拟复合信号, 表达式如下:

$$\begin{cases} y_1(t) = 0.0036t^4 - 0.1t^3 + 1.1t^2 - 3t + 2 \\ y_2(t) = 20 \times \sin(2 \times \pi \times f_2 \times t) \\ H(j\omega) = K \frac{(j\omega)^2 + \omega_c^2}{(j\omega)^2 + \frac{\omega_c}{Q}j\omega + \omega_c^2} \end{cases} \quad (22)$$

$$\begin{cases} K = |H(e^{j\omega_c})| \\ Q = \omega_c / (f_4 - f_3) \\ \omega_c = (f_4 + f_3) / 2 \end{cases} \quad (23)$$

模拟信号中,  $y_1(t), y_2(t)$  表示两个有效的数据信号;  $H(j\omega)$  为 4 阶带滤波器的频率响应表达式; K 表示增益因子, 用来控制滤波器的放大或衰减程度;  $\omega_c$  为滤波器的中心频率; Q 表示滤波器的品质因数, 其值越大, 滤波器的通带宽度越窄, 滤波器的截止频率越陡峭, 滤波器的选择性越好;  $\sigma_i \times \text{randn}(1, N)$  表示随机生成的高、低频白噪声信号;  $f_1, f_4, f_3, f_2$ , 分别表示采样频率, 高、低频噪声的截止频率, 正弦数据信号频率, 复合信号如图 3 所示, 具体参数如表 1 所示。

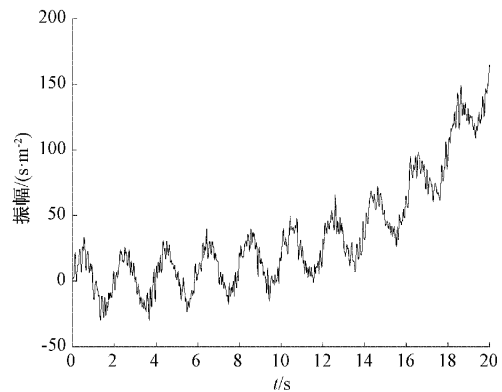


图 3 模拟复合信号

表 1 模拟复合信号参数表

参数	数值	参数	数值
N	1 000	$\omega_c / \text{Hz}$	850
$f_2 / \text{Hz}$	2	K/dB	21.853 6
$f_3 / \text{Hz}$	200	Q	0.653 8
$f_4 / \text{Hz}$	1 500	$\sigma_1 / (\text{s} \cdot \text{m}^{-2})$	5
$f_s / \text{Hz}$	8 000	$\sigma_2 / (\text{s} \cdot \text{m}^{-2})$	8

对复合信号进行 CapSA 参数寻优, 发现当迭代到第 12 次时, K, a 的最优组合解为(3, 1.526), 迭代曲线如图 4 所示。CapSA-VMD、CEEMDAN、EMD 所对应的 RMSE 和 SNR 参数如表 2 所示。CapSA-VMD 对复合信号进行了模态分解, 没有产生虚假分量, 分解后的 IMF 及其对应的相关系数如图 5 所示。IMF<sub>1</sub>、IMF<sub>2</sub>、IMF<sub>3</sub> 依次为数据信号 1、

数据信号 2、低频噪声信号,  $IMF_1$  与  $IMF_2$  相较于  $IMF_3$ , 其相关系数大、PE 小, SNR 高。通过排列熵的选取标准, 将  $IMF_1$ 、 $IMF_2$  作为重构信号, 有效避免了高、低频噪声对原始数据的干扰, 具体熵值如图 6 所示。实验表明, 采用 CapSA-VMD 方法, 信号分解的 RMSE 和 SNR 指标显著优于 EMD 和 CEEMDAN 方法, 从而验证了 CapSA-VMD 的优越性和可行性。

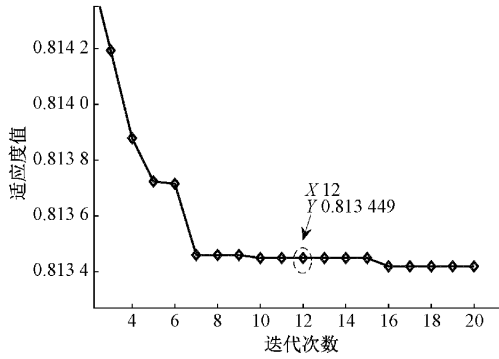


图 4 迭代寻优收敛曲线

表 2 不同信号分解方法的 RMSE 和 SNR

信号分解方法	RMSE/(m·s <sup>-2</sup> )	SNR/dB
EMD	0.310 0	11.669 0
CEEMDAN	0.260 5	13.131 4
CapSA-VMD	0.152 1	18.021 6

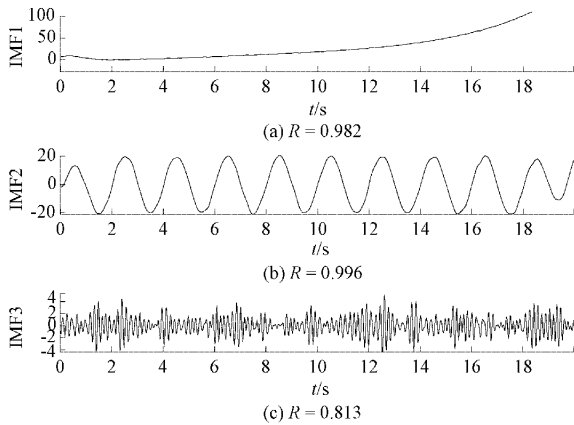


图 5 CapSA-VMD 分解后的 IMF 分量

### 3 应用研究

针对前述 IMF 分量易受噪声干扰, 使得重构信号的含噪量大与信号混叠问题, 提出了一种新优化 VMD 参数的包络线质量检测方法, 流程如图 7 所示。CapSA-VMD 算法在包络线判定定位螺母质量中的具体实现步骤如下:

步骤 1) 通过位移与压力传感器, 结合 AD7606 模数转换器获取压装定位螺母的离散采样数据。

步骤 2) 最小二乘法拟合出标准上下包络线、对采集的

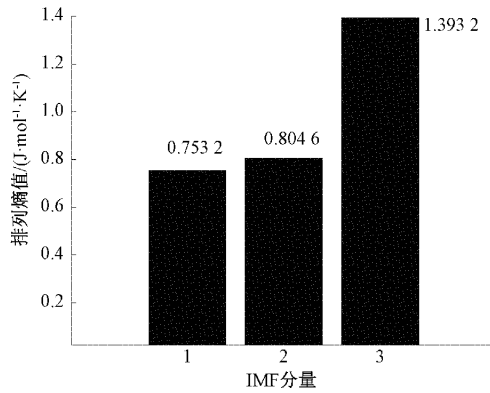


图 6 各 IMF 分量对应的 PE 值

数据进行 Hermite(埃尔米特)五次多项式插值作为初始信号分析。

步骤 3) CapSA 对 VMD 参数 ( $K, a$ ) 进行自适应迭代寻优, 寻找适应度值最小所对应的最优  $K, a$ 。

步骤 4) 将最优参数代入 VMD 进行信号分解, 通过 PE 值对分解出的 IMF 分量进行由高至低排序, 熵值越小, 含噪量越低, 在总模态分量中筛选出  $N$  (取整  $(K/2)$ ) 个熵值较小的分量进行信号重构。

步骤 5) 将重构信号通过压装深度 12~18.5 mm 区间进行质量判定。若信号超出上或下标准包络线, 在实际工程中, 压装深度不够导致螺母内壁凸起, 无法旋动; 压装过深, 导致螺母内壁螺纹间隙缺失, 引起螺母滑动, 无法起到固定作用, 即为次品, 应重新压装或舍弃。反之, 若重构信号均未超出上下包络线阈值, 能够紧密固定螺栓不松动, 则此定位螺母为合格品, 可用于后续的加工使用。

### 4 实验验证

为检验基于 CapSA-VMD 对去除实际压装定位螺母的复合噪声以及提高包络线质量检测准确率的优越性, 验证 CapSA 寻优的参数在局部与全局中均最优, 重构信号抗噪性能好这一关键问题。选择在宝宜威公司研发的 Wildermann 伺服压装系统上开展对压装螺母数据信号的采集、处理、质量判定实验<sup>[21]</sup>。伺服压力机结构示意图如图 8 所示, 主要由伺服驱动器、伺服电机、控制器、滚珠丝杆、位移与压力传感器等构成, 传感器安装在主轴的前侧面<sup>[22]</sup>。采集过程为伺服电机同步驱动精密滚珠丝杆, 实现对压力主轴的精准位置控制, 将采集的定位螺母形变量对应量化出模拟量信号, 通过 FPGA 采集板中的模数转换器 AD7606 输出数字信号。Linux 主板通过 UART 与 FPGA 板进行数据传输, 在 QT 图形化页面实时显示螺母的数据曲线, 从而实现定位螺母的包络线判定, 参数设置如表 3 所示。现场采集的压装信号夹杂着定子与转子间隙不均匀、轴承摩擦引起的高频噪声, 因螺母毛刺引起的低频噪声、以及生产环境中的高斯白噪声, 这些复合噪声对螺母的质量检测造成了很大的干扰。

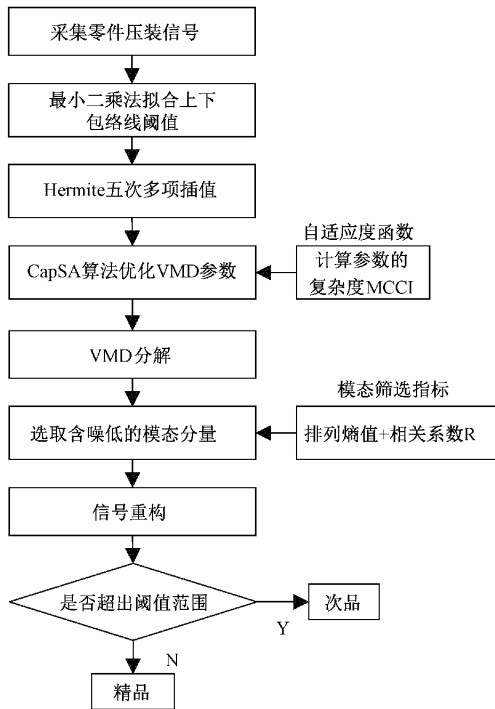


图 7 新优化 VMD 参数包络线判定流程



图 8 伺服压力机结构组成

首先,初始化种群数量与迭代次数均为 20,随着迭代

表 3 定位螺母上下阈值参数表

压装深度/mm	下阈值/kN	上阈值/kN
16.2	0.806 0	5.806 0
16.4	1.885 0	7.885 0
16.6	3.145 0	9.145 0
16.8	4.603 2	13.603 2
17.0	7.202 2	15.277 8
17.2	8.188 0	17.188 0
17.4	10.353 7	19.353 7
17.6	11.084 6	21.796 1
17.8	12.537 1	24.537 1
18.0	13.599 9	25.599 8
18.2	14.088 4	26.008 4
18.4	15.788 0	27.788 0

次数增加复杂度数值在不断下降。当迭代到 6 次时,此时取得 MCCI 并持续到迭代结束,寻优后的 VMD 参数最优为  $K=3, a=1\ 389$ ,收敛曲线如图 9 所示。

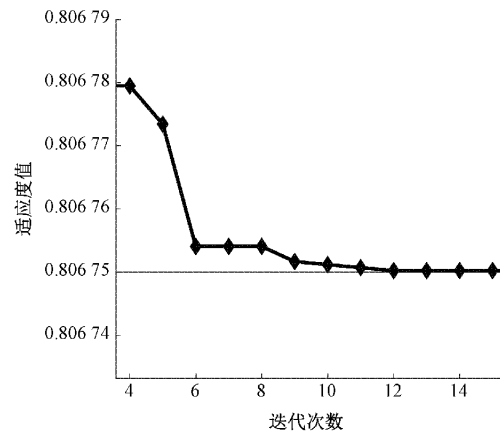


图 9 迭代寻优收敛曲线

实验结果如图 10 和 11 所示,分别给出了 CapSA-VMD、CEEMDAN、EMD 所分解模态分量,及其对应的 PE 值。EMD 分解出 6 个 IMF,远超出实际数据信号与白噪声信号分量数,明显的模态混淆与端点漂移。各模态分量与实际压装信号对比发现,EMD 的  $IMF_1$ 、 $IMF_2$  对应于数据信号分量, $IMF_3$  为低频噪声分量,其余的均为虚假分量,因此 IMF 对应的相关系数和 RMSE、SNR 指标差。CEEMDAN 在 EMD 每求完一阶 IMF 后就添加噪声辅助分解,随后立刻进行集合求均值,这虽然减少了 IMF 低频分量数,但是进行分解之前设置的噪声标准差、噪声种子等参数不合适,对于高频噪声的信号分解也不理想,导致了信号分量与噪声信号混叠,混叠的信号如图 10(b) 中的  $IMF_3$ 。CapSA-VMD 的 IMF 简单纯净,没有虚假模态,其中  $IMF_3$  可以看做是  $IMF_2$  小小的能量损失,对噪声和干扰信号具有很好的鲁棒性,能够有效地分离复合噪声信号。

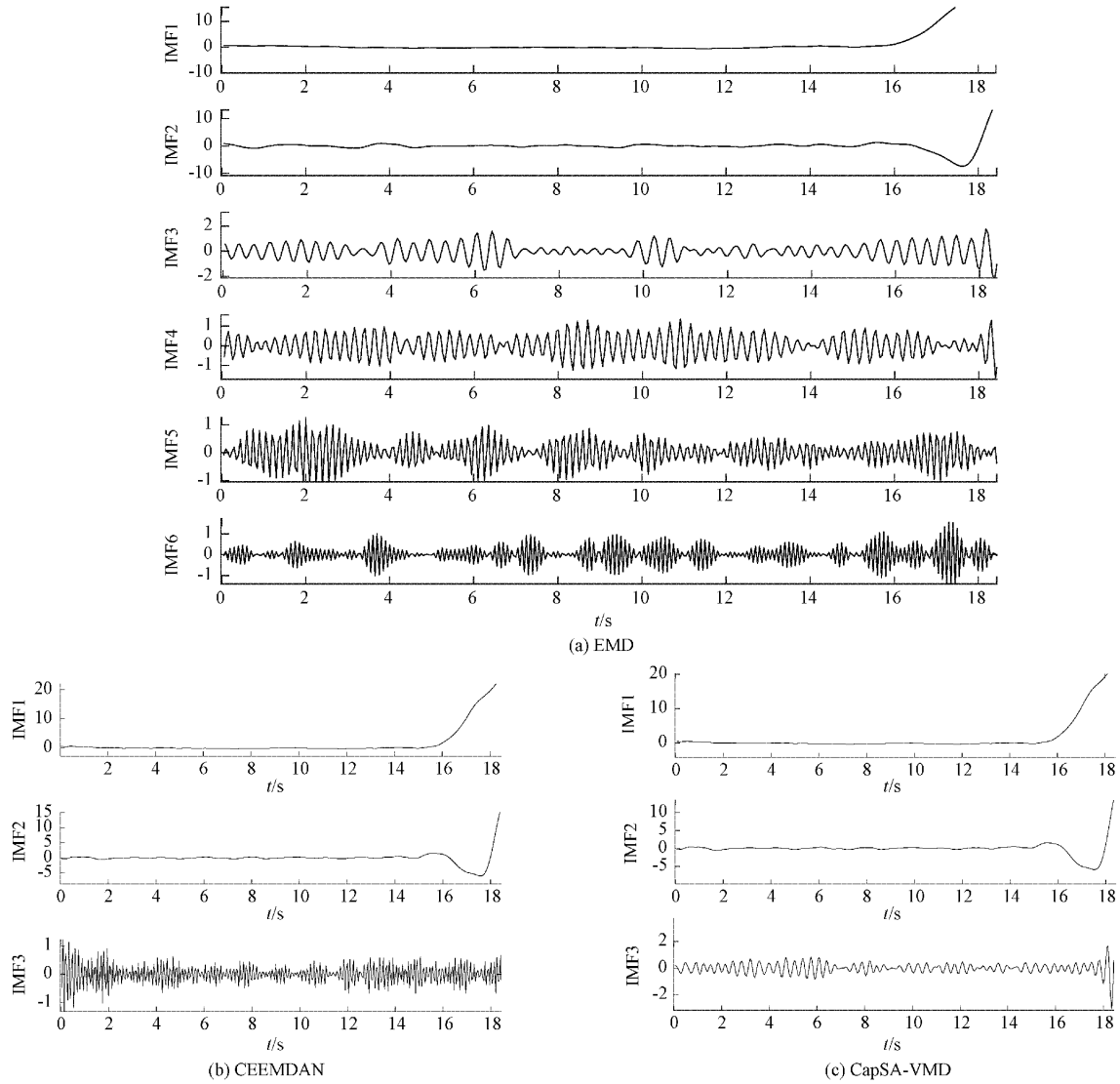


图 10 不同信号分解的 IMF 分量

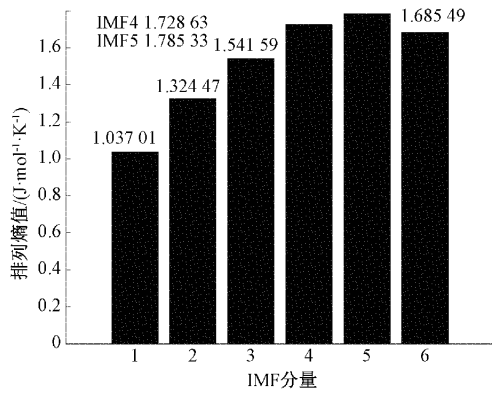
由表 4 可知,在复合噪声的干扰下,CEEMDAN 与 EMD 方法的信号分解效果不好, CapSA-VMD 的相关系数略优于 CEEMDAN,明显优于 EMD 方法, RMSE 指标明显优于 CEEMDAN 与 EMD 方法。表 4 说明,相较于 CEEMDAN、EMD 方法, CapSA-VMD 避免了端点响应、模态混淆,能准确提取信号中定位螺母的包络信息特征,进而提高包络线阈值判定的准确率。

如图 12 所示,传感器采集的数据信号被复合噪声直接淹没,无法根据采集的信号判定螺母是否合格,质量判定的结果均为次品。3 种信号分解分法的重构信号 IMF 的选取标准,均采用 PE 值进行排序,相关系数筛选剔除虚假分量,选取熵值较低的 IMF 进行重构,分量个数  $N = \text{取整}(K/2)$ 。如图 13 所示,用 EMD 对复合信号处理,发现含有严重的模态混叠,重构信号并未带来实质性的去噪。CEEMDAN 在每求完一阶模态分量,继续给残值加入白噪声的 IMF 分量,并立刻求 IMF 均值,这减少了很多幅值小

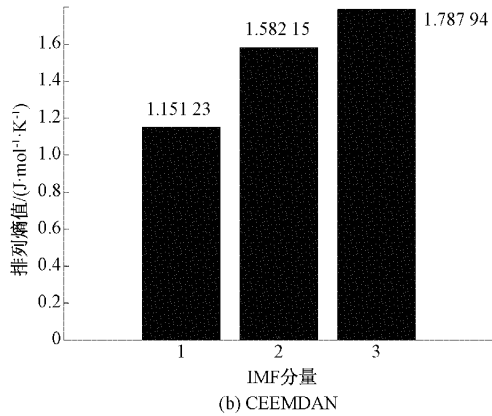
表 4 CapSA-VMD、CEEMDAN、EMD 分解精度评价指标

不同方法	IMF	相关性	RMSE/kN	SNR/dB
CapSA-VMD	IMF1	0.994	1.008 7	10.193 2
	IMF2	0.999		
	IMF3	0.895		
CEEMDAN	IMF1	0.995	1.316 5	7.435 9
	IMF2	0.989		
	IMF3	0.245		
EMD	IMF1	0.989	1.737 3	5.174 5
	IMF2	0.991		
	IMF3	0.103		
	IMF4	0.227		
	IMF5	0.225		
	IMF6	0.129		

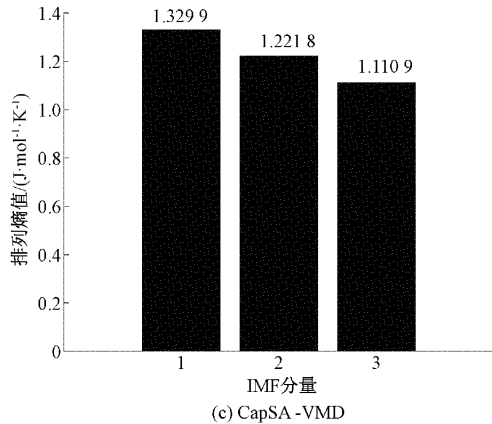




(a) EMD



(b) CEEMDAN



(c) CapSA-VMD

图 11 不同信号分解的 PE 值

的低频 IMF 分量。如图 14 和 15 所示,重构信号的振幅小了很多,但通过放大信号包络的局部信息特征发现,重构信号仍会受到残余噪声的影响,压力的具体误差如表 5 所示。采用 CapSA-VMD 方法,通过 PE 值与相关系数对 IMF 分量进行排序、筛选、剔除,选取熵值低、相关系数高的 IMF 进行信号重构。如图 16 所示,发现重构信号与图 1 中的标准螺母信号一致,在压装深度 12~18.5 mm 内均处于上下包络阈值内,实现了对压装螺母数据信号的去噪,避免了合格螺母因残余噪声而造成质量误判的发生,有利于后续提高多批量螺母质量检测的准确率。

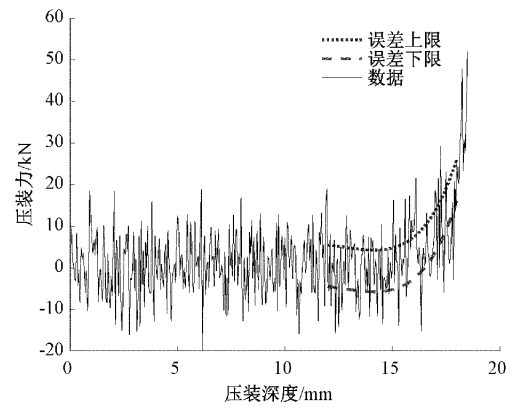


图 12 采集的压装信号

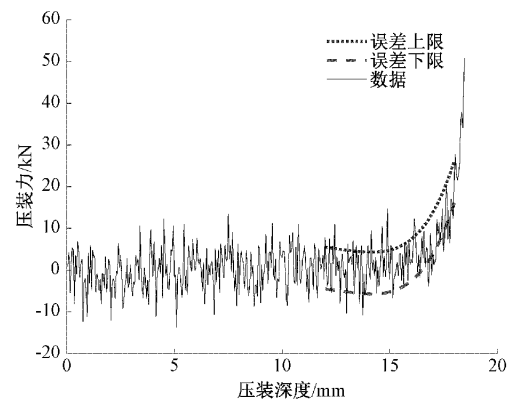


图 13 EMD 后的重构信号

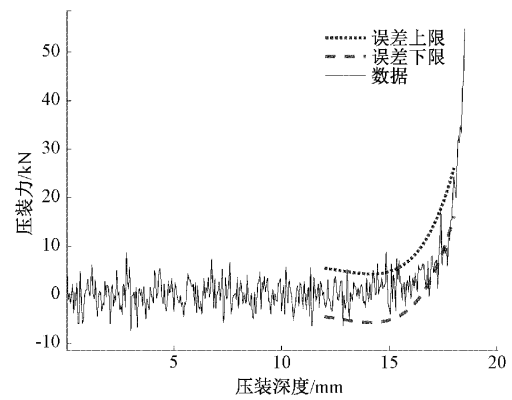


图 14 CEEMDAN 后的重构信号

表 5 因残余噪声造成的压力误差

压装深度/mm	17.7
上包络阈值/kN	23.771 7
下包络阈值/kN	11.627 8
标准压力/kN	15.867 2
残余噪声影响压力/kN	4.2335 9

如图 17 和 18 所示,经 CapSA-VMD 的信号降噪频谱图表明,在不同频率下信号的幅值变化均小于 CEEMDAN

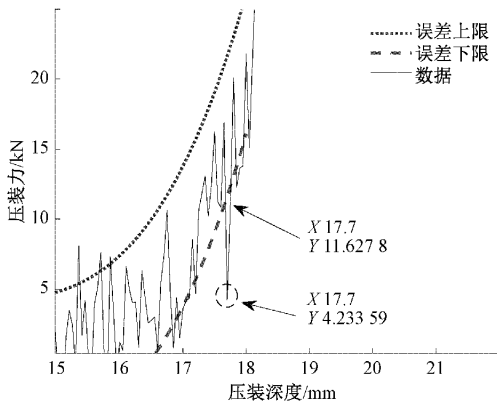


图 15 残余分量对重构信号的影响

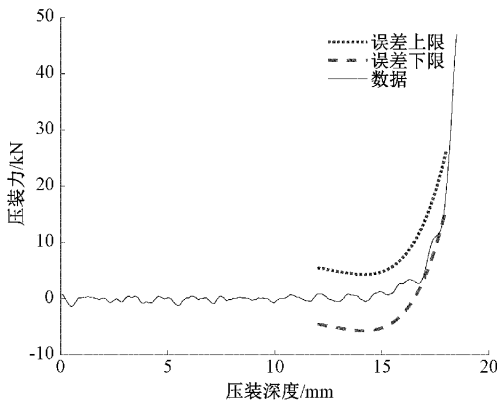


图 16 CapSA-VMD 的重构信号

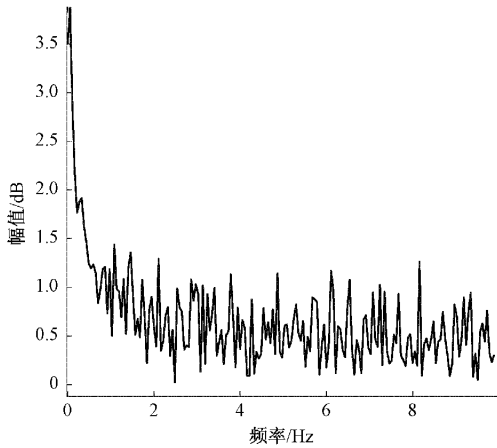


图 17 CEEMDAN 的信号降噪频谱图

表 6 不同信号分解方法的质量检测准确率

信号分解法	合格品个数	次品个数	准确率/%
原始信号	548	452	64.8
EMD	636	364	73.6
CEEMDAN	694	306	79.4
CapSA-VMD	878	122	97.8

方法,可能含有空气白噪声的干扰,不可避免的略有幅值波动,但对于螺母的质量判定无影响。为了验证 CapSA-

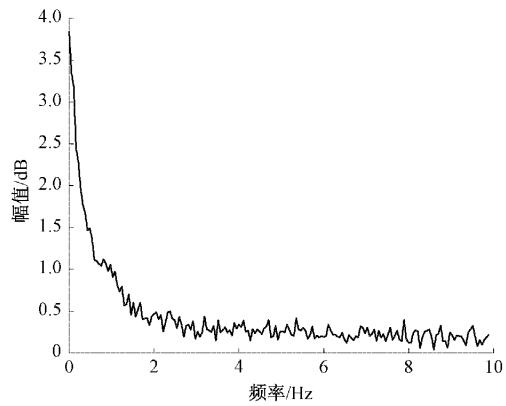


图 18 CapSA-VMD 的信号降噪频谱图

VMD 的优越性,使用 1 000 个螺母样本(900 个合格品,100 个次品),采用 3 种不同信号分解方法进行信号采集、分解、判定对比。结果表明,采用 CapSA-VMD 方法,螺母质量检测的准确率高达 97.8%,显著优于 CEEMDAN、EMD 方法,具体各方法对于合格品与次品的识别能力、质量检测的准确率如表 6 所示。

### 5 结 论

提出一种结合卷尾猴搜索算法优化 VMD 参数的新方法,并将其应用于复合噪声背景下螺母的包络线质量判定中。通过模拟信号和实测压装信号的分析可知,该方法能够有效重构压装的数据信号,不含虚假分量,有效去除复合噪声干扰,对定位螺母包络线质量检测具有显著优势,可得出如下结论:

1) CapSA-VMD 方法有效解决了 IMF 分量受噪声干扰,重构信号含噪量大的问题,自适应得到与采集信号匹配的最优全局组合  $(K, a)$ ,实现了 IMF 分量最优分解,选取含噪量低的 IMF 进行信号重构。

2) 借助相关系数和 PE 值剔除虚假模态分量,从而去除因轴承摩擦、铁芯松动、螺母毛刺等引起的复合噪声,最大程度还原压装的数据信号,提高包络线质量检测的准确率。

3) 通过与 EMD、CEEMDAN 方法后的重构信号对比,结合 RMSE、SNR、相关系数指标分析,结果表明, CapSA-VMD 在信号去噪上效果更优,对定位螺母包络线阈值判定的准确率达 97.8%,避免了合格螺母因残余噪声而造成质量误判的发生,从而大幅提高企业生产效率并增加收益。

4) 需要指出的是, CapSA 算法本质上是通过使用随机模拟来加速参数的搜索和优化,但对非线性问题的适用性有限,因此如何解决适用性有限以及如何完全捕捉非线性系统复杂性仍然需要进一步的研究和探索。

### 参考文献

[1] LIU Y X, SHU Y W, HU W T, et al. Active vibration control of a mechanical servo high-speed fine-

- blanking press [J]. *Strojinski Vestnik-Journal of Mechanical Engineering*, 2021, 67(9): 445-457.
- [2] QU J X. Design and simulations of non-uniform velocity motion curves for a slider-crank servo press [J]. *Assembly Automation*, 2018, 38(3): 336-346.
- [3] 孙友松,章争荣. 伺服成形技术及其若干发展动向[J]. *锻压技术*, 2022, 47(1): 1-16.
- [4] 张传锦,李岸然,李海明,等. 伺服压力机位置/压力自动补偿精确运动控制研究[J]. *锻压技术*, 2021, 46(1): 126-130.
- [5] OLALERE I O, OLANREWAJU O A. Tool and workpiece condition classification using empirical mode decomposition(EMD) with Hilbert-Huang transform (HHT) of vibration signals and machine learning models[J]. *Applied Sciences*, 2023, 13(4): 2248.
- [6] LEI Y G, LI N P, LIN J, et al. Fault diagnosis of rotating machinery based on an adaptive ensemble empirical mode decomposition [J]. *Sensors*, 2013, 13(12): 16950-16964.
- [7] HU Y J, OUYANG Y, WANG Z L, et al. Vibration signal denoising method based on CEEMDAN and its application in brake disc unbalance detection [J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2023, 187: 109972.
- [8] DRAGOMIRETSKIY K, ZOSSO D. Variational mode decomposition[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2014, 62(3): 531-544.
- [9] ZHAO L X, LI Z Y, QU L L, et al. A hybrid VMD-LSTM/GRU model to predict non-stationary and irregular waves on the east coast of China[J]. *Ocean Engineering*, 2023, 276: 114136.
- [10] WANG Y W, CHEN P, ZHAO Y M, et al. A denoising method for mining cable PD signal based on genetic algorithm optimization of VMD and wavelet threshold[J]. *Sensors*, 2022, 22(23): 9386.
- [11] ZHANG X, MIAO Q, ZHANG H, et al. A parameter adaptive VMD method based on grasshopper optimization algorithm to analyze vibration signals from rotating machinery [J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2018, 108: 58-72.
- [12] LUO J Q, WEN G R, LEI Z H, et al. Weak signal enhancement for rolling bearing fault diagnosis based on adaptive optimized VMD and SR under strong noise background[J]. *Measurement Science and Technology*, 2023, 34(6): 064001.
- [13] 崔岩,方春华,文中,等. 基于 VMD-WOA-ELM 的电缆外力破坏振动信号在线识别[J]. *电子测量技术*, 2023, 46(2): 121-129.
- [14] DONG L, CHEN Z Y, HUA R A, et al. Research on diagnosis method of centrifugal pump rotor faults based on IPSO-VMD and RVM [J]. *Nuclear Engineering and Technology*, 2023, 55(3): 827-838.
- [15] 吴田,蔡豪,梁加凯,等. 基于 ISSA-VMD 和二代小波的 sEMG 信号降噪研究[J]. *电子测量技术*, 2023, 46(2): 93-100.
- [16] 任良,甄龙信,赵云,等. 基于 SSA-VMD-MCKD 的强背景噪声环境下滚动轴承故障诊断[J]. *振动与冲击*, 2023, 42(3): 217-226.
- [17] BRAIK M, SHETA A, AL-HIARY H. A novel meta-heuristic search algorithm for solving optimization problems: capuchin search algorithm [J]. *Neural Computing and Applications*, 2020, 33(7): 2515-2547.
- [18] 张展,刘亚晨,杜诗扬,等. 基于 CEEMD 与排列熵相结合的谐波检测方法研究[J]. *电子测量技术*, 2022, 45(9): 92-98.
- [19] 罗亦泳,姚宜斌,黄城,等. 基于改进 VMD 的变形特征提取与分析[J]. *武汉大学学报(信息科学版)*, 2020, 45(4): 612-619.
- [20] 张伟,李军霞,陈维望. 基于蝙蝠算法优化 VMD 参数的滚动轴承复合故障分离方法[J]. *振动与冲击*, 2022, 41(20): 133-141.
- [21] 于涛,刘国栋,李金耀,等. 基于小波分析的压力机振动信号处理与分析[J]. *锻压技术*, 2022, 47(2): 152-157.
- [22] GU R, CHEN J, HONG R J, et al. Incipient fault diagnosis of rolling bearings based on adaptive variational mode decomposition and Teager energy operator[J]. *Measurement*, 2020, 149(C): 106941.

### 作者简介

张宁涛,硕士研究生,主要研究方向为信号处理与检测、机械自动化、人工智能等。

E-mail: zhang.nt@stmail.ntu.edu.cn

杨永杰(通信作者),博士生导师,教授,主要研究方向为振动信号处理与检测、机械自动化技术等。

E-mail: yang.yj@ntu.edu.cn

孙柳萌,硕士研究生,主要研究方向为振动信息分析等。

E-mail: 769712253@qq.com