

基于 GA-VMD 分解与支持向量机的 刀具故障诊断研究

赵德宏,李永利

(沈阳建筑大学高档石材数控加工装备与技术国家地方联合工程实验室,辽宁 沈阳 110168)

摘要 目的 研究非平稳性振动信号的分解方法,提出一种基于遗传算法优化后的变分模态分解方法(GA-VMD),提高刀具故障识别准确率。方法 以样本熵为目标函数值,利用遗传算法对样本熵进行迭代计算,得到变分模态分解的最佳分解层数 k 和惩罚系数 α ;在此基础上,对刀具振动信号进行分解,并提取刀具故障特征,再利用近邻成分分析(NCA)对故障特征进行筛选,得到与刀具故障状态相关性较强的特征;最后将筛选后的故障特征输入到 PSO-SVM 分类模型中进行刀具故障诊断。结果 相较于 PSO-VMD 分解方法,在相同迭代次数下,GA-VMD 分解方法对于刀具故障分类的准确率由 92% 提升至 97%。结论 优化后的 VMD 分解方法降噪效果明显,能提取较好的刀具故障特征,刀具故障识别准确率有了明显提高,为信号分解层数以及刀具故障诊断提供了理论基础。

关键词 VMD;特征提取;支持向量机;故障诊断

中图分类号 TH166;TG506

文献标志码 A

引用格式:赵德宏,李永利.基于 GA-VMD 分解与支持向量机的刀具故障诊断研究[J].沈阳建筑大学学报(自然科学版),2024,40(2):361-371. (ZHAO Dehong,LI Yongli. Research on tool fault diagnosis based on GA-VMD decomposition and support vector machine[J]. Journal of Shenyang jianzhu university (natural science),2024,40(2):361-371.)

Research on Tool Fault Diagnosis Based on GA-VMD Decomposition and Support Vector Machine

ZHAO Dehong,LI Yongli

(National and Local Joint Engineering Laboratory of High Grade Stone NC Processing Equipment and Technology, Shenyang Jianzhu University, Shenyang, China, 110168)

Abstract: In order to improve the accuracy of tool fault identification, a variational modal decomposition (VMD) method optimized by genetic algorithm (GA) is proposed by studying the

收稿日期:2022-12-12

基金项目:国家自然科学基金青年项目(52075348);国家自然科学基金项目(51705341)

作者简介:赵德宏(1980—),男,教授,博士,主要从事切削状态识别、设备健康诊断、硬脆材料加工等方面研究。

decomposition method of non-stationary vibration signals. The method takes sample entropy as the objective function value, and uses genetic algorithm to iteratively calculate the sample entropy to obtain the optimal decomposition level k and penalty coefficient for variational modal decomposition α . On this basis, the tool vibration signal was decomposed and tool fault features were extracted. Next, the fault features were screened using Nearest Neighbor Component Analysis (NCA) to obtain features with strong correlation with the tool fault status. Finally, the screened fault features were input into the PSO-SVM classification model for tool fault diagnosis. Conclusion: The optimized VMD decomposition method has significant noise reduction effect and can extract good tool fault features. The accuracy of tool fault recognition has been significantly improved, providing a theoretical basis for signal decomposition layers and tool fault diagnosis.

Key words: VMD; feature extraction; support vector machine; fault diagnosis

在石材加工领域,刀具的磨损状态是影响浮雕加工质量的主要因素之一^[1],且在石材加工过程中,刀具与石材表面挤压摩擦所产生的振动信号具有非平稳性,如何在非平稳信号中提取有效特征成为了实现刀具故障诊断的关键。大多数信号分析方法只是将信号在时频域之间进行转换,所计算出的每个频率分量是对应于整个时间轴或某段信号的时间范围,这种方法不仅会使得原始信号的时间信息丢失,而且不能分析出频率随时间的变化,也不能定位出某一时刻发生的突变。N. E. Huang 等^[2]对于分析非平稳信号提出了一种新的信号分析方法——经验模态分解(EMD),该方法具有很高的信噪比。杨航港等^[3]利用 EMD 分解得到齿轮箱故障的频带能量特征,完成了齿轮箱的故障诊断。但 EMD 方法在分解含有突变或者冲击较强的信号时易出现模态混叠现象和过分解现象,为解决以上问题, Z. H. Wu 等^[4]通过在 EMD 分解过程中添加白噪声得到一种噪声辅助信号分析方法——集合经验模态分解(EEMD)。张琛等^[5-6]采用 EEMD 方法分别通过提取轴承振动信号的能量熵、模糊熵特征完成了轴承故障诊断,该方法可以有效避免模态混叠现象,但在分解过程中由于加入了白噪声,会带来计算效率的降低以及白噪声的难以清除等问题。针对以上问题, D. Konstantin 等^[7]提出了 VMD 分解方法,可以

有效避免以上情况。刘爽等^[8]利用 VMD 分解成功提取出发动机声音信号的多尺度排列熵,并在处理声音信号的过程中,验证了 VMD 算法优于 EMD 算法。VMD 分解的优势是可指定想要分解的模态数,避免了 EMD 分解带来的端点效应和模态混叠情况。其中对 VMD 分解效果影响最大的是分解层数 k 和惩罚因子 α 。 k 值表示原始信号经过 VMD 分解的 IMF 分量个数,假如被分解信号中有用频率的个数大于 k ,则会造成欠分解现象,即没有将有用频率完全分解出来。因此, k 值直接影响 VMD 分解的效果好坏;惩罚系数 α 影响 IMF 分量的带宽大小。 α 值越大,各 IMF 分量的带宽越小,过小的带宽是使得被分解的信号中某些信号丢失^[9-10]。

由于硬脆材料复杂加工环境的背景噪声较大,振动信号的弱频率特征易被噪声掩盖,对刀具振动信号的特征提取造成极大困难。因此充分提取、挖掘振动信号的特征参数并保证所提取的特征参数能被准确、高效识别是进行刀具磨损状态识别的重要前提。

基于上述分析,笔者提出基于遗传算法优化后的变模态分解方法(Genetic Algorithm-Variational Mode Decomposition, GA-VMD)分解方法,该方法是采用遗传算法(GA)对 VMD 分解的两个关键参数分解层数 k 和惩罚因子 α 同时进行优化选择,并通过与 EMD/EEMD、小波包分解方法作对

比分析;研究表明,该分解方法能提取较好的单信号分量,提高了刀具磨损状态识别率,具有明显的优越性。

1 变模态分解方法原理

1.1 VMD 分解

VMD 分解是一种非递归、自适应的信号处理方法。VMD 分解前需指定约束条件:

$$\min_{\{v_k\}, \{w_k\}} \left\{ \sum_k \left\| \partial_t \left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) v_k(t) \right] e^{-jw_k t} \right\|^2 \right\}. \quad (1)$$

$$\text{s. t } \sum_k v_k = f. \quad (2)$$

其中, $\{v_k\} = \{v_1, v_2, \dots, v_k\}$ 是模态分量 IMF, $\{w_k\} = \{w_1, w_2, \dots, w_k\}$ 是模态分量 IMF 对应的中心频率。

在求解约束模型过程中,所有的 IMF 分量可由式(3)得到:

$$\hat{v}_k^{n+1}(\omega) = \frac{\hat{s}(\omega) - \sum_{i \neq k} \hat{v}_i(\omega) + \frac{\hat{\tau}(\omega)}{2}}{1 + 2\alpha(\omega - \omega_k)^2}. \quad (3)$$

式中: ω_k 为中心频率; ω 为频率; $\hat{v}_k^{n+1}(\omega)$, $\hat{s}(\omega)$, $\hat{\tau}(\omega)$ 分别由 $v_k^n(t)$, $s(t)$, $\tau(t)$ 傅里叶变换得到。VMD 具体分解过程如下:

- 步骤 1 初始化 $\hat{v}_k^1, \hat{\omega}_k^1, \tau_k^1$ 和 n ;
- 步骤 2 执行周期为 $n+1$;
- 步骤 3 当 $\omega > 0$ 时,根据式(3)更新 \hat{v}_k ;
- 步骤 4 更新 $\hat{\omega}_k$;

$$\hat{\omega}_k^{n+1} = \frac{\int_0^\infty \omega |v_k^{n+1}(\omega)|^2 d\omega}{\int_0^\infty |v_k^{n+1}(\omega)|^2 d\omega}. \quad (4)$$

- 步骤 5 更新 τ_k ;

$$\tau_k^{n+1}(\omega) = \tau_k^n(\omega) + \tau(\hat{s}(\omega) - \sum_k \hat{v}_k^{n+1}(\omega)). \quad (5)$$

重复步骤 2 ~ 步骤 5,直到满足截止条件:

$$\sum_k \frac{\|\hat{v}_k^{n+1} - \hat{v}_k^n\|_2^2}{\|\hat{v}_k^n\|_2^2} < \varepsilon. \quad (6)$$

最后输出的 k 值为各模态分量。

1.2 遗传算法优化 VMD 参数

样本熵可衡量时间序列的复杂性以及维数变化时序列产生新模式概率的大小,样本熵的值越低,序列自我相似性就越高(波形信号中所含频率越少);样本熵的值越大,样本序列就越复杂(波形信号中所含频率越多)。笔者以样本熵为目标函数适应度值,对 VMD 参数进行优化,样本熵计算过程如下:

对 N 个数据组成的时间序列 $\{x(n)\}$, $n = 1, 2, \dots, N$, 原数据时间序列组成一组 m 维向量 $X_m(i)$ 。

定义 $X_m(i)$ 与 $X_m(j)$ 之间的距离 $d[X_m(i), X_m(j)]$ 为两者对应元素中最大差值的绝对值。

$$d[X_m(i), X_m(j)] = \max_{k=0,1,\dots,m-1} (|x(i+k) - x(j+k)|). \quad (7)$$

设定容限 r ,统计每一个 $X_m(i)$ 对应的 $d[X_m(i), X_m(j)] \leq r$ 的数目记为 C_i ,当 $1 \leq i \leq N-m+1$,把 C_i 与 $N-m+1$ 的比值记为:

$$C_i^m(r) = \frac{1}{N-m-1} C_i. \quad (8)$$

求 $C_i^m(r)$ 的平均值 $C^m(r)$:

$$C^m(r) = \frac{1}{N-m} \sum_{i=1}^{N-m} C_i^m(r). \quad (9)$$

同理可求出 $C^{m+1}(r)$,该时间序列的样本熵定义:

$$SampEn(m, r) = \sum_{N \rightarrow \infty} \left\{ -\ln \left[\frac{C^{m+1}(r)}{C^m(r)} \right] \right\}. \quad (10)$$

当 N 为有限值时有:

$$SampEn(m, r, N) = -\ln \left[\frac{C^{m+1}(r)}{C^m(r)} \right]. \quad (11)$$

1.3 粒子群算法优化 SVM 模型参数

支持向量机(SVM)主要用于模式识别领域的分类问题,亦可用于解决回归问题^[11]。

粒子群算法(PSO)是一种模拟鸟类捕食的

行为研究方法^[12]。优化的模型参数为惩罚因子 c 值和核函数参数 g 值,具体优化步骤:

步骤1 参数初始化:设置初始粒子群参数、惩罚因子 c 和核函数参数 g 的变化范围;

步骤2 设置初始粒子和速度,并在每一次迭代进化中记录最佳适应度值;

步骤3 更新粒子速度和位置;
速度更新公式:

$$v_i = v_i + c_1 r_1 (P_{\text{best}_i} - x_i) + c_2 r_2 (G_{\text{best}_i} - x_i).$$

(12)

位置更新公式:

$$x_i = x_i + v_i.$$

(13)

计算适应度值并与历史适应度值比较,若比历史适应度值好,则将其作为最优适应度值,重复步骤1~步骤3,直到迭代次数结束。PSO 优化算法流程如图1所示。

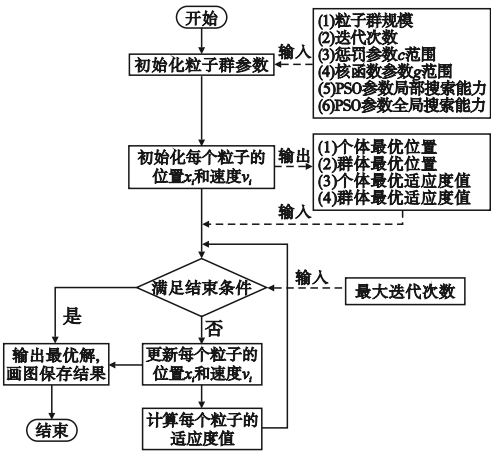


图1 PSO 优化算法流程图

Fig. 1 The flow chart of PSO optimization algorithm

2 实验分析

2.1 实验设计

根据文献[13-15]总结出:金刚石颗粒的脱落程度大致可分为完好、磨平、微破碎、宏观破碎和脱落五大类。金刚石颗粒在完整、磨平、微破碎磨损阶段,刀具的切削能力处于正常工作状态;金刚石颗粒出现宏观破碎甚至脱落时,刀具的切削能力会有所下降,但仍具有工作能力;直至金刚石颗粒完全脱

落,刀具完全丧失切削能力。故将刀具金刚石颗粒的磨损状态根据工作能力的好坏分为三个磨损阶段:完好、损伤、损坏。

在 HTM50200 异型石材锯铣复合加工中心上分别对处于不同磨损状态下的刀具进行三因素三水平正交试验,试验参数范围:主轴转速 5 000~7 000 r/min;进给速度 400~800 mm/min;切削深度 0.4~1 mm,正交实验表如表1所示。

表1 正交实验因素和水平

Table 1 The factors and levels of orthogonal experimental

序号	转速 $n/(r \cdot \min^{-1})$	切削深度 a_p/mm	进给量 $v_f/(\text{mm} \cdot \min^{-1})$
1	5 000	0.4	400
2	6 000	0.7	600
3	7 000	1.0	800

笔者所用信号采集设备为自主搭建,主要包括计算机、加速度传感器、采集卡。传感器型号为 ADXL355 PMDZ,所用采集卡为 Arduino MKR1000。

信号采集装置在工作状态下,采集卡与加速度传感器通过 SPI 协议进行数据传输,振动信号经采集卡进行 A/D 数字转换后传输到计算机。采集卡通过 USB 与计算机连接,并利用超级终端软件进行振动信号数据的数据保存工作,加速度传感器与采集卡端口连接流程如图2所示。

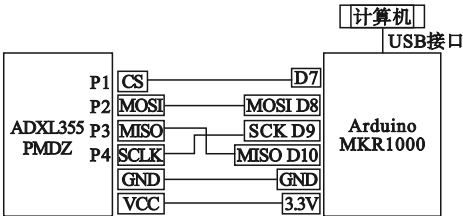


图2 传感器与采集卡端口连接流程图

Fig. 2 The port connection between sensor and acquisition card

图3为敲击水平桌面的振动采集结果。从图中可以看到, x 轴和 y 轴加速度趋于0, z 轴加速度值趋于1 g,近似重力加速度 9.8 m/s²,验证了采集装置的可靠性。

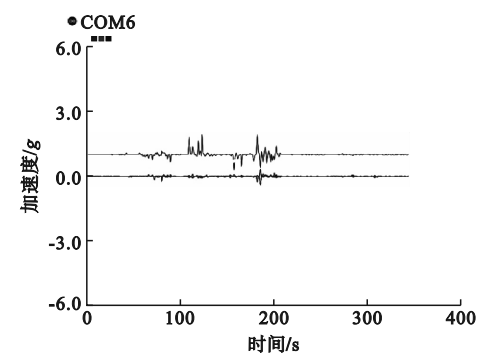


图3 振动采集测试

Fig. 3 The vibration collection test

传感器安装位置如图4所示,实验所用刀具如图5所示。

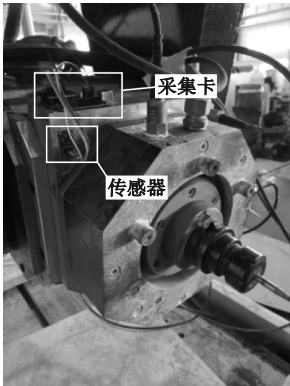


图4 传感器安装位置

Fig. 4 The installation position of sensor

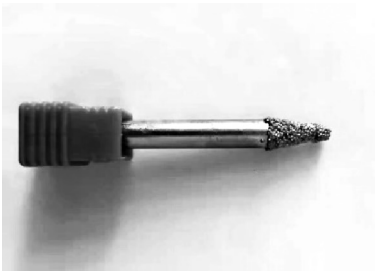


图5 钎焊金刚石球头刀

Fig. 5 The brazing diamond ball end cutter

2.2 振动信号的初步分析

试验在 x 、 y 平面内进行,且刀具沿 y 轴方向进给, z 轴上下振动很小。为方便后续信号处理,首选 x 、 y 轴振动信号作为信号分析对象。在工艺参数不变情况下,分别选取 x 、 y 方向转速 6 000 r/min(接近工作转速)下不同磨损状态下刀具的振动信号做初步分析

比较,将切削加工过程中的振动信号截取 3 s 进行时、频域分析。图 6 和图 7 分别为 x 、 y 方向下不同磨损状态的时域图与频谱图。

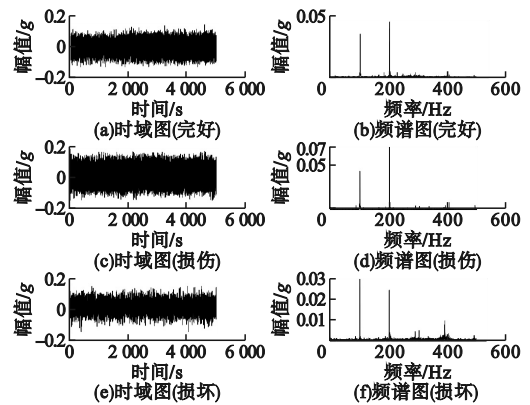


图6 x 轴方向不同磨损状态的时域图与频谱图

Fig. 6 Time domain and spectrum diagrams of different wear states in the x -axis direction

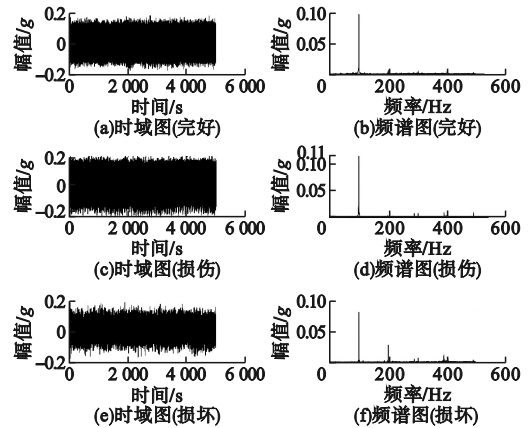


图7 y 轴不同磨损状态的时域图与频谱图

Fig. 7 Time domain and spectrum diagrams of different wear states in the y -axis direction

从图 6 和图 7 的时域图可以看出, x 轴信号幅值大小明显低于 y 轴,这是由于刀具沿 y 轴方向进给,刀具在加工过程中对石材造成的作用力较大造成的,据此可判断影响刀具磨损状态的主要是 y 轴的振动信号, x 轴的振动信号次之。因实验条件限制,在后面的信号处理过程中,将每组振动信号每隔 1 s 分段提取 3 s 内加工过程中的振动信号作为一组实验数据,每组可截取保存 10 组振动信号数据,共 270 组。

从图7 频谱图可以看出,刀具在不同磨损状态下的特征频率均出现在基频(100 Hz)和二倍频(200 Hz)。y 方向的完好、损伤、损坏状态下振动信号基频幅值分别为 0.095 g、0.11 g、0.08 g,较 x 方向的完好、损伤、损坏振动信号基频幅值分别大 35%、38%、36%。完好状态的刀具 y 方向的振动信号的基频幅值主要集中于 100 Hz,完好、损伤状态的刀具 y 方向的振动信号的基频幅值主要集中于 100 Hz 破坏状态的刀具 y 方向的振动信号的基频幅值主要集中于 100 Hz 和 200 Hz。

基于以上分析可以判断影响刀具磨损状态的特征频率主要分布于基频和二倍频。为了降低数据处理工作量,仅选取 y 方向振动

信号作为主要分析对象。

3 振动信号分解方法

利用 EMD/EEMD 分解与 GA-VMD 分解方法做比较分析,由于篇幅原因,仅展示转速 6 000 r/min 下损坏刀具的振动信号分解图,如图 8 所示。从图中可以看出,IMF1 中包含很多个频率同时存在同一模态分量中,即发生了模态混叠现象。且 IMF1 ~ IMF3 分量中都包含少量 100 Hz 频率,信号分解效果较差。以上结果表明:EMD 算法的降噪效果并不明显,信号经过分解后的 IMF 分量中仅包含一种频率,但当信号中出现瞬时信号或噪声时易出现模态混叠现象。

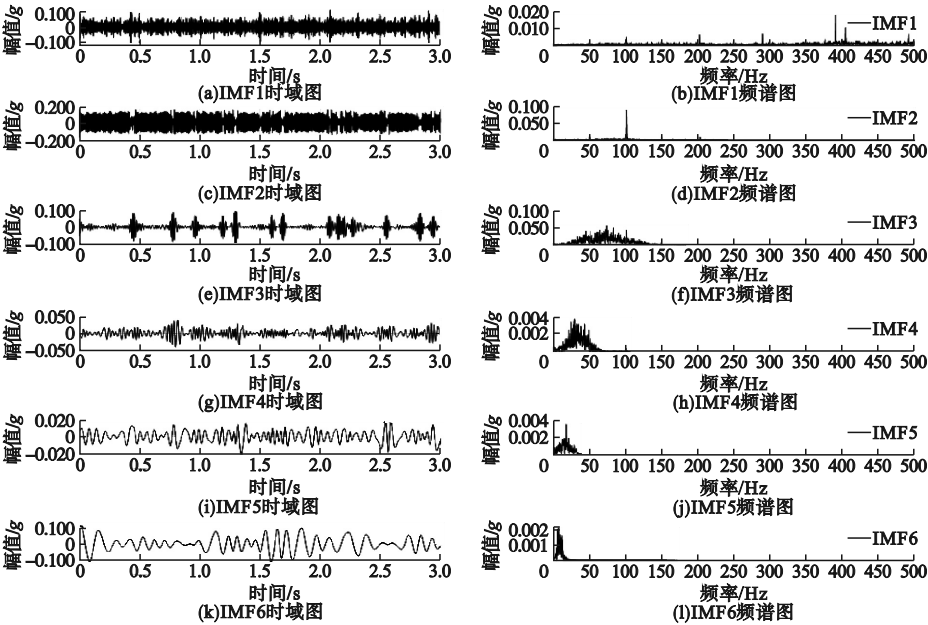
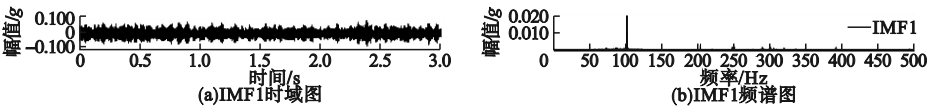


图8 EMD 分解

Fig. 8 The EMD decomposition

同样对转速 6 000 r/min 下的损坏刀具的振动信号做 EEMD 分解,如图 9 所示。从图中看出,IMF1 分量和 IMF2 分量中对噪声产生了一定的抑制作用,但 100 Hz 的特征频率同时出现在 IMF1 和 IMF2 中,相比 EMD

分解依然出现了过分解现象。且在进行 EEMD 分解过程时所添加的白噪声会在后续信号处理过程中难以清除,原因是分解方法本身具有较大的局限性。



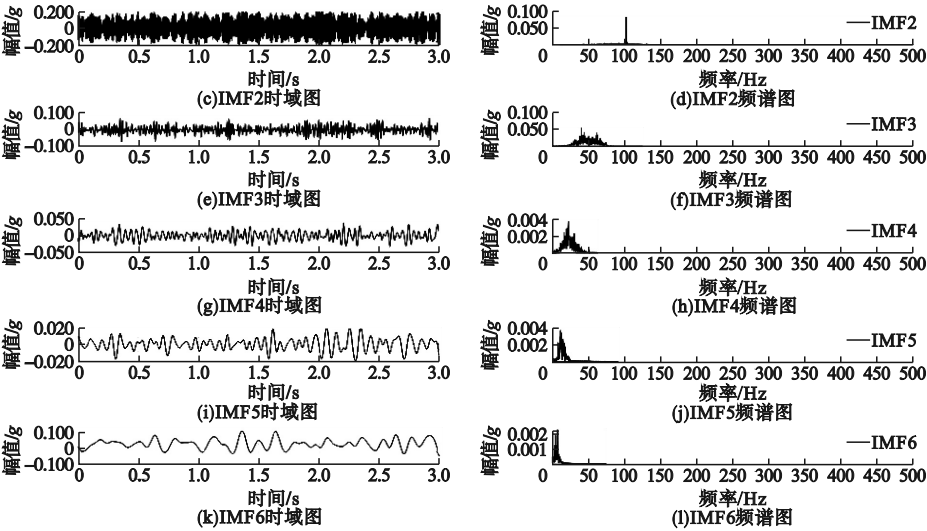


图 9 EEMD 分解

Fig. 9 The EEMD decomposition

对信号做 VMD 分解时,人为的选择分解层数 k 和惩罚因子 α 会产生人为干涉,因此,笔者以样本熵为目标函数,采用遗传算法优化,同时优化 k 和 α ,得到了最佳 k 和 α 组合。图 10 为适应度函数样本熵值的迭代曲线,在进行到第九次迭代时,样本熵达到最佳适应度值,记录此时的 $k = 10, \alpha = 5734$ 。将其作为最佳 VMD 参数组合并对振动信号进行 VMD 分解。图 11 为 GA-VMD 方法的分解

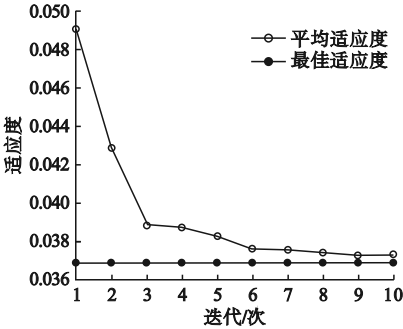


图 10 样本熵适应度曲线

Fig. 10 The fitness curve of entropy

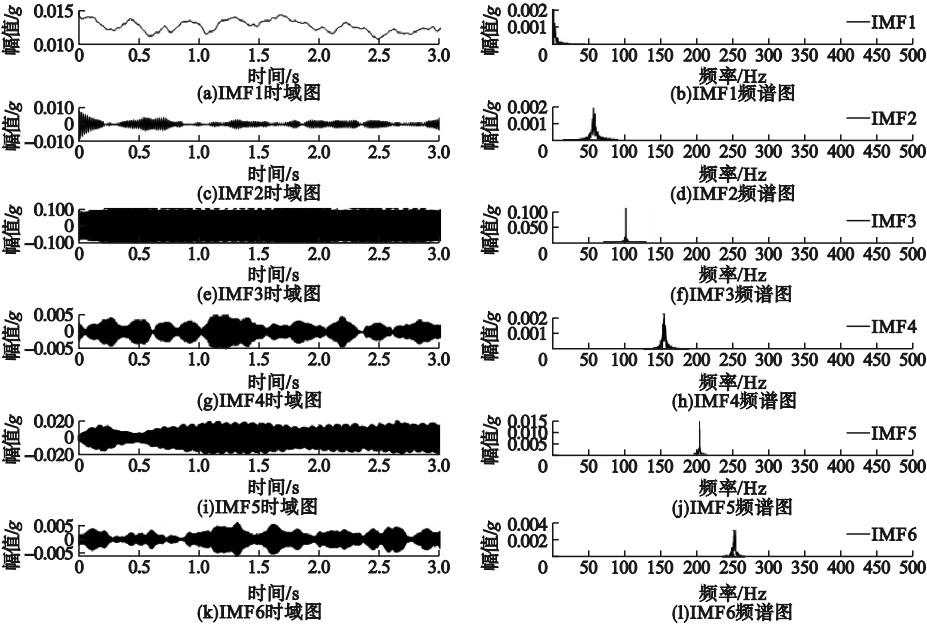


图 11 GA-VMD 分解

Fig. 11 The GA-VMD decomposition

分解结果,分解层数为 10。从图中看出,分解的各 IMF 分量均为理想的窄带信号,无模态混叠和过分解现象。下文将针对 IMF3 和 IMF5 进行特征提取。

4 故障特征提取

由上述分析可以判断出主要故障信息分布在 IMF3 和 IMF5 中。为全面分析描述刀具磨损状态信息,因特征提取组数较多,表 2 仅给出转速6 000 r/min时,不同磨损状态下,各 3 组刀具振动信号的特征参数。IMF3 分量

提取的时域参数是后缀为 1 的特征,IMF5 分量提取的时域参数是后缀为 2 的特征。

图中 100 Hz 的特征频率同时存在于第 2、3 节点,200 Hz 的特征频率同时存在于第 3、4、5 节点,出现混频现象。因此仅用小波包能量占比描述信号特征会产生较大误差,为全面分析描述刀具的磨损状态信息,刀具振动信号的时域特征参数也可作为与刀具磨损状态相关的特征值,因此选择多个特征参数进行计算,表 3 仅给出了转速6 000 r/min下,3 种不同磨损状态的刀具振动信号特征参数。

表 2 基于 GA-VMD 分解的特征参数

Table 2 The characteristic parameters of GA-VMD decomposition												
刀具磨损状态	峰值 1	峰度 1	偏度 1	方差 1	均方根 1	峰值 2	峰度 2	偏度 2	方差 2	均方根 2	IMF3 能量熵	IMF5 能量熵
完好	0.267	1.529	0	0.091	0.091	0.020	5.329	0.006	0.002	0.002	8.330	0.006
	0.260	1.570	0	0.087	0.087	0.014	2.399	0.001	0.002	0.002	7.728	0.007
	0.273	1.610	0	0.089	0.089	0.020	1.750	0	0.005	0.005	7.972	0.030
损伤	0.320	1.500	0.003	0.114	1.710	0.007	0.114	1.146	3.677	4.180	4.639	0.811
	0.440	0.100	0.003	0.114	1.686	0.004	0.114	1.137	3.831	4.359	4.876	0.819
	0.500	0.120	0.004	0.135	1.705	0.110	0.135	1.138	3.705	4.180	4.614	0.807
损坏	0.335	0.067	0.001	0.077	1.949	0.271	0.078	1.153	4.292	4.953	5.515	0.636
	0.393	0.077	0.002	0.088	1.929	0.011	0.089	1.156	4.394	5.080	5.700	0.690
	0.333	0.062	0.001	0.073	2.021	0.010	0.074	1.185	4.487	5.321	6.095	0.501

表 3 基于小波包分解的振动信号特征参数

Table 3 The characteristic parameters of vibration signal based on wavelet packet decomposition													
刀具磨 损状态	峰值	平均值	方差	均方差	峭度	偏度	均方根	波形 因子	峰值 因子	脉冲 因子	裕度 因子	频段 2 能量	频段 3 能量
完好	0.330	0.080	0.001	0.094	1.570	0.013	0.094	1.115	3.565	3.975	4.344	0.784	0.149
	0.329	0.085	0.001	0.095	1.564	0.015	0.095	1.116	3.451	3.853	4.222	0.797	0.142
	0.333	0.082	0.001	0.092	1.589	0.012	0.092	1.123	3.583	4.024	4.445	0.789	0.144
损伤	0.420	0.100	0.003	0.114	1.710	0.007	0.114	1.146	3.677	4.18	4.639	0.811	0.153
	0.440	0.100	0.003	0.114	1.686	0.004	0.114	1.137	3.831	4.359	4.876	0.819	0.159
	0.500	0.120	0.004	0.135	1.705	0.110	0.135	1.138	3.705	4.180	4.614	0.807	0.158
损坏	0.335	0.067	0.001	0.077	1.949	0.271	0.078	1.153	4.292	4.953	5.515	0.636	0.132
	0.393	0.077	0.002	0.088	1.929	0.011	0.089	1.156	4.394	5.080	5.700	0.690	0.112
	0.333	0.062	0.001	0.073	2.021	0.010	0.074	1.185	4.487	5.321	6.095	0.501	0.117

为验证 GA-VMD 分解方法的优越性,采用小波包分解方法与其作比较分析。图 12 所示为转速 6 000 r/min 下,刀具振动信号经过三层小波包分解的各个节点频谱图。

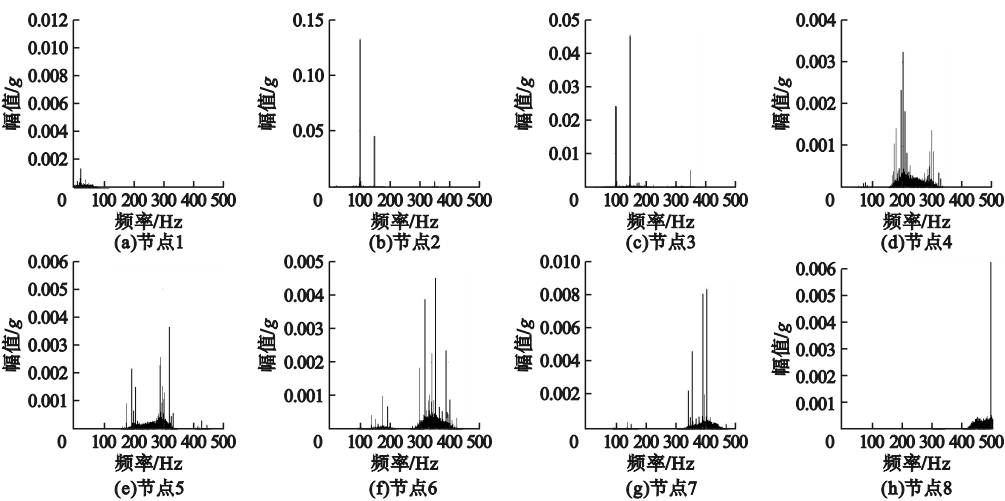


图 12 波包分解节点频谱图

Fig. 12 The spectrum of wavelet packet decomposition node

由于获得的特征数据较多,如果特征参数维数过高,会造成分类模型的计算成本增大,对原始特征参数进行筛选,提取出与刀具磨损状态相关性较强的特征。利用近邻成分分析(NCA)对提取的特征参数进行特征降维处理,最大化提高了分类模型的准确率。近邻成分分析 NCA 是由 J. Goldberger 等^[11]在 2005 年开始从事研究,属于度量学习和降维领域,可对高维复杂数据进行降维处理。对基于 GA-VMD 分解方法得到的特征集进行特征选择后将所占权重较大的峰峰值 1、方差 1、均方根 1、IMF3 的能量熵作为主要影响刀具磨损状态的特征参数,并将其组成的特征集用作后续的刀具磨损状态分类,如图 13 所示。

对基于小波包分解方法得到的特征集进行 NCA 特征选择后将所占权重较大的平均值、方差、均方差、均方根、波形因子、频段 2 能量、频段 3 能量作为主要影响刀具磨损状态的特征参数,并将其组成的特征集用作后续的刀具磨损状态分类,如图 14 所示。

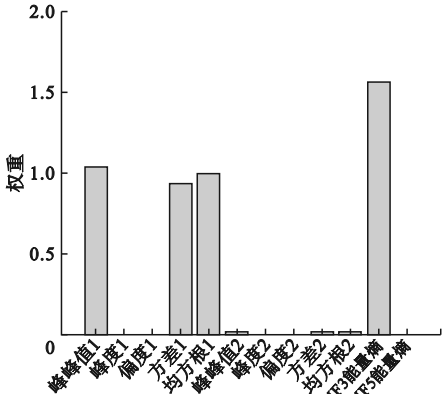


图 13 GA-VMD 分解的 NCA 特征降维

Fig. 13 The NCA feature selection of GA-VMD decomposition

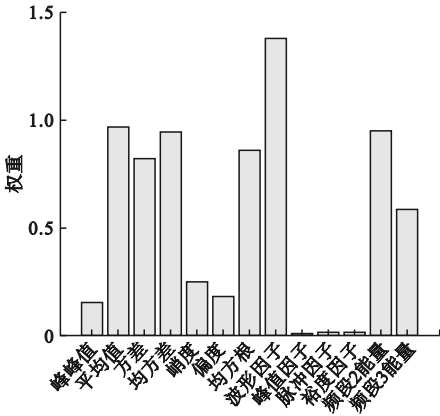


图 14 小波包分解的 NCA 特征降维

Fig. 14 The NCA feature selection of wavelet packet decomposition

5 支持向量机分类

使用粒子群算法优化后的 POS-SVM 分类模型分别对基于小波包分解方法和 GA-VMD 分解方法得到的特征集进行刀具磨损状态识别,完好、损伤、损坏三种磨损状态下

的特征各对应 45 个样本,共 135 个样本。各选取每种磨损状态下各 30 个样本作为测试集,总共 90 个测试集样本。对基于小波包分解方法和 GA-VMD 分解方法得到的特征集进行刀具磨损状态识别,得到如图 15、图 16 所示结果。

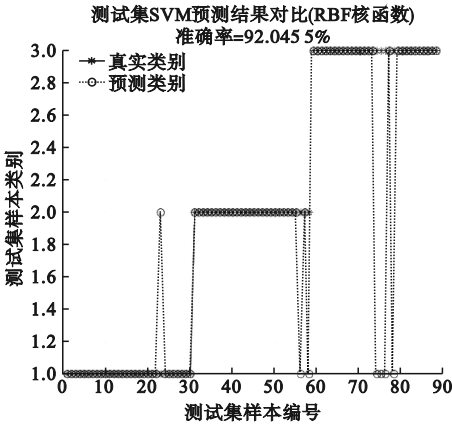


图 15 小波包分解识别效果图

Fig. 15 The recognition result of wavelet packet

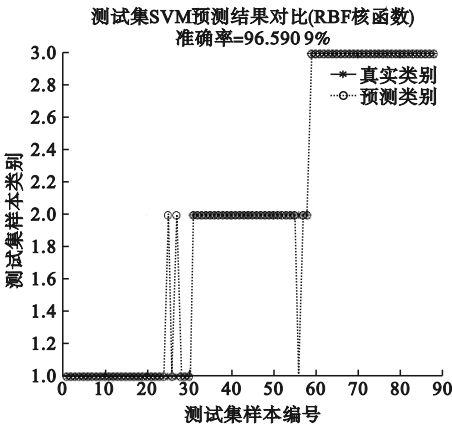


图 16 GA-VMD 分解识别效果图

Fig. 16 The recognition effect of GA-VMD

PSO-SVM 模型对基于小波包分解方法提取的特征集识别准确率约为 92%;而基于 GA-VMD 分解方法提取的特征集识别准确率为 97%,刀具磨损状态的识别准确率有了明显提高。

图 17、图 18 分别为 PSO-SVM 分类模型进行分类时惩罚因子和核函数参数的适应度曲线。

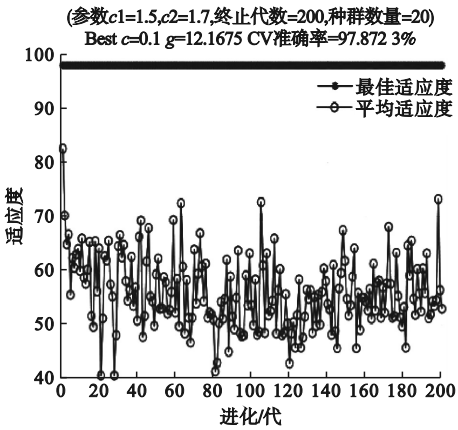


图 17 小波包适应度曲线

Fig. 17 The fitness curve wavelet packet decomposition

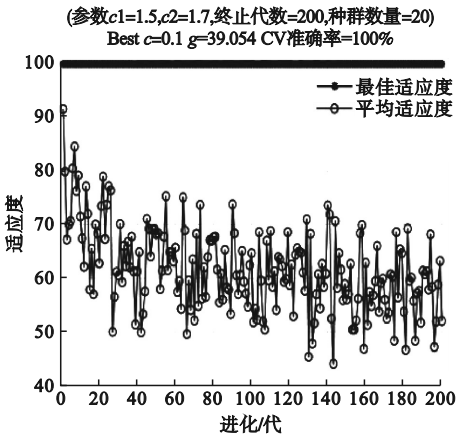


图 18 GA-VMD 分解适应度曲线

Fig. 18 The fitness curve of GA-VMD decomposition

对基于小波包分解方法提取的特征集进行刀具状态识别时的惩罚因子 c 为 0.1,核函数参数 g 为 12.16;对基于 GA-VMD 分解方法提取的特征集进行刀具状态识别时的惩罚因子 c 为 0.1,核函数参数 g 为 39。

6 结 论

(1) GA-VMD 分解方法能有效抑制模态混叠现象和欠分解现象,并能提取较好的特征分量,为优化振动信号分解层数 k 提供了一种新的思路。

(2) GA-VMD 分解方法提取的特征集合识别准确率更高,达到 97%,提高了刀具故

障分类准确率,完成了刀具故障诊断。

参考文献

- [1] 吴玉厚,赵德宏.异型石材数控加工装备与技术[M].北京:科学出版社,2011.
(WU Yuhou, ZHAO Dehong. Numerical control processing equipment and technology of special-shaped stone [M]. Beijing: Science Press, 2011.)
- [2] HUANG N E, SHEN Z, LONG S R, et al. The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis [J]. Proceedings mathematical physical & engineering sciences, 1998, 454 (1971): 903-995.
- [3] 杨航港,王卓,吕志元,等.基于 EMD-AR 谱频带能量特征的齿轮箱故障诊断研究[C]//第十四届全国振动理论及应用学术会议(NVTA2021)摘要集.天津:河北工业大学,2021:122.
(YANG Hanggang, WANG Zhuo, Lü Zhiyuan, et al. Research on gearbox fault diagnosis based on EMD-AR spectral band energy characteristics [C]//14th national conference on vibration theory and application (NVTA2021) abstract book. Tianjin: Hebei University of Technology, 2021: 122.)
- [4] WU Z H, HUANG N E. Ensemble empirical mode decomposition: a noise-assisted data analysis method [J]. Advances in adaptive data analysis, 2009, 1(1): 1-41.
- [5] 张琛,方涛,闫开琦.基于 EEMD 能量熵-LPP 的高速列车转子系统故障特征提取方法[J].机车电传动,2021(1):146-150.
(ZHANG Chen, FANG Tao, YAN Kaiqi. Fault feature extraction method of high-speed train rotor system based on EEMD energy entropy LPP [J]. Locomotive electric drive, 2021, (1): 146-150.)
- [6] 高淑芝,李天池.基于 EEMD 特征提取的滚动轴承故障诊断[J].沈阳化工大学学报,2022,36(2):151-159.
(GAO Shuzhi, LI Tianchi. Rolling bearing fault diagnosis based on EEMD feature extraction [J]. Journal of Shenyang university of chemical technology, 2022, 36(2): 151-159.)
- [7] KONSTANTIN D, ZOSSO D. Variational mode decomposition [J]. IEEE transactions on signal processing, 2014, 62(3): 531-544.
- [8] 刘爽,沈希忠.基于改进 VMD 和多尺度排列熵的混合声音事件特征提取[J].应用技术学报,2022,22(2):145-153.
(LIU Shuang, SHEN Xizhong. Feature extraction of mixed sound events based on improved VMD and multi-scale permutation entropy [J]. Journal of applied technology, 2022, 22(2): 145-153.)
- [9] 胡晓,肖志怀,刘东,等.基于 VMD-CNN 的水电机组故障诊断[J].水电能源科学.2020,38(8):137-141.
(HU Xiao, XIAO Zhihui, LIU Dong, et al. Fault diagnosis of hydropower units based on VMD-CNN [J]. Hydropower energy science, 2020, 38(8): 137-141.)
- [10] 罗亦冰,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,2020,45(4):613-618.
(LUO Yiyong, YAO Yibin, HUANG Cheng, et al. Deformation feature extraction and analysis based on improved VMD [J]. Journal of Wuhan university, 2020, 45(4): 613-618.)
- [11] OPPER M, WINTHER O. Gaussian processes and SVM: mean field results and leave-one-out [J]. Advances in large margin classifiers, 1999, 6(7): 43-65.
- [12] DIAN P R, SITI M S, SITI S Y. Particle swarm optimization: technique, system and challenges [J]. International journal of computer applications, 2011, 14(1): 19-27.
- [13] 付洋.切削加工过程中振动状态及刀具磨损的智能监测技术研究[D].武汉:华中科技大学,2017.
(FU Yang. Research on intelligent monitoring technology of vibration state and tool wear in cutting process [D] Wuhan: Huazhong University of Science and Technology, 2017.)
- [14] 谈耀麟.金刚石锯片锯切石材过程中的磨损分析[J].超硬材料工程,2006(4):13-15.
(TAN Yaolin. Wear analysis of diamond saw blade during stone cutting [J]. Super hard material engineering, 2006(4): 13-15.)
- [15] 吕海波,陈梵,王四清.石材切割锯片金刚石刀头磨损状况的研究[J].粉末冶金材料科学与工程.1997,2(3):160-162.
(Lü Haibo, CHEN Fan, WANG Siqing. Study on the wear of diamond bit of stone cutting saw blade [J]. Powder metallurgical materials science and engineering, 1997, 2(3): 160-162.)
- (责任编辑:刘春光 英文审校:范丽婷)