

基于 IVMD 与改进 KELM 的发动机故障诊断*

刘 敏, 张英堂, 李志宁, 范红波

(陆军工程大学石家庄校区七系 石家庄, 050003)

摘要 为从含有较强噪声的缸盖振动信号中提取有效的故障特征并进行故障分类,提出了采用独立变分模态分解(independent variational mode decomposition,简称 IVMD)与改进核极限学习机(improved kernel extreme learning machine,简称 IKELM)的发动机故障诊断方法。首先,根据频谱循环相干系数选取匹配波形对信号进行端点延拓,并利用变分模态分解(variational mode decomposition,简称 VMD)将延拓后信号分解为一系列固有模态分量,有效抑制了 VMD 中的端点效应;其次,选取有效分量作为输入观测信号,进行核独立成分分析,进一步分离干扰噪声与有效信号,并消除模态混叠,得到相互独立的有效故障特征频带,进而提取各频带的自回归模型参数、多尺度模糊熵和标准化能量矩构建故障特征向量集;最后,建立基于社会情感优化算法的 IKELM 分类模型,对故障特征进行分类,实现发动机故障诊断。仿真和实验结果表明,所提出的方法可有效抑制 VMD 的端点效应,提高信号分解精度,消除噪声干扰并分离出相互独立的有效故障特征频带,增强特征参数辨识度,最终提高发动机故障诊断速度与精度,发动机故障诊断平均准确率达到 99.85%。

关键词 故障诊断;核极限学习机;社会情感优化算法;频谱循环相干系数;独立变分模态分解

中图分类号 TH137;TK41.1

引 言

发动机气缸盖振动信号中含有大量故障信息。由于缸盖振动信号具有非线性、非平稳、频带混叠和强背景噪声的复杂特性,导致故障信息被覆盖,单一的时频分析方法不能有效分离并提取故障特征^[1]。近年来,基于小波包、经验模态分解、局部均值分解等时频分析方法与核独立成分分析(kernel independent component analysis,简称 KICA)算法相结合的方法较好地实现了振动信号的信噪分离与特征提取^[2-5]。由于上述基于递归的信号分解方法均存在端点效应较大、模态混叠和抗噪性差的问题,限制了特征提取效果的进一步提高。Konstantin 等^[6]提出了 VMD 方法,通过非递归求解变分模态的方式在频域内对信号各分量进行剖分,提高了信号分解能力和抗噪性。然而,对信号进行截断和 Hilbert 变换,VMD 仍存在端点效应问题,影响了信号处理效果。

目前,消除端点效应的方法是对信号进行端点延拓,主要方法包括极值延拓、波形匹配延拓和数据

预测延拓^[7]。其中,波形匹配延拓能够同时兼顾信号内部特征和其端点局部变化趋势,且算法相对简单,应用效果较好。对于含有大量噪声的缸盖振动信号,基于互相关、互信息及波形相似系数等时域波形特征的匹配方法易受噪声干扰,难以有效反映信号内在的时频特征,信号延拓效果较差。同时,由于缸盖振动信号具有能量小、频带宽及易受噪声干扰的特点,单独使用 VMD 无法有效提取淹没在噪声中的有效故障特征^[8]。

针对上述问题,提出了基于频谱循环相干系数进行波形匹配延拓和利用 VMD、KICA 提取独立的有效故障频带的独立变分模态分解方法。首先根据频谱循环相干系数自适应筛选与信号边界波形频谱特征一致性最高的信号波段的两侧波形对信号进行边界延拓,然后对延拓后信号进行 VMD 获得各频带分量,并选择有效分量构成组合信道进行 KICA,进一步消除噪声干扰和模态混叠,获得独立的有效故障特征频带,进而提取相应特征参数,建立联合故障特征向量,用于发动机故障诊断。

对于故障特征分类,神经网络、支持向量机及核极限学习机(kernel extreme learning machine,简称

* 国家自然科学基金资助项目(51305454)
收稿日期:2018-08-27;修回日期:2018-11-12

KELM)等智能分类方法得到了广泛应用^[9]。相比之下, KELM在泛化性、计算速度和精度上具有更强的综合优势,但其分类能力受核参数和惩罚系数的影响较大。目前,采用列举寻优、遗传算法和粒子群算法等进行参数优化,但上述方法普遍存在计算时间长和容易陷入局部最优等问题^[10]。因此,提出了基于社会情感优化算法的改进核极限学习机分类模型(KELM based on social emotional optimization algorithm,简称 SEOA-KELM),利用寻优速度快且精度高的 SEOA 进一步提高模型训练速度和分类精度,进而提高发动机故障诊断准确率。

1 独立变分模态分解方法

1.1 基于频谱循环相干系数改进 VMD 端点效应

频谱循环相干系数用于表征两循环相干信号在全频域内的频谱相关性的强弱,可有效判定两信号是否来自同一振源^[11]。对于信号 $s(t)$ 与 $k(t)$,其频谱分别表示为 $\mathbf{S}(f)$ 与 $\mathbf{K}(f)$,则两者的频谱循环相干系数定义为 $\gamma_{s,k}$

$$\gamma_{s,k} = \frac{\sum_f \mathbf{S}(f) \mathbf{K}(f)}{\sqrt{(\sum_f \mathbf{S}(f) \mathbf{S}(f)) (\sum_f \mathbf{K}(f) \mathbf{K}(f))}} \quad (1)$$

其中: $\gamma_{s,k} \in [0, 1]$ 。

$\gamma_{s,k}$ 的值越大,说明 $\mathbf{S}(f)$ 与 $\mathbf{K}(f)$ 在全频带内的线性相关性越强。

发动机缸盖振动信号的时域波形因噪声干扰而具有一定的随机性,但在时频域内具有循环平稳特性^[8]。与基于时域波形相似性的匹配指标相比,频谱循环相干系数不受时域噪声干扰,且可有效揭示缸盖振动信号内隐藏的周期性时频结构特征。因此,笔者提出了基于频谱循环相干系数的缸盖振动信号端点延拓方法,以提高信号延拓精度,抑制 VMD 的端点效应误差。该方法具体步骤如下。

1) 给定长度为 N 的离散信号 $s(t)$,假设其有 m 个极大值点 $\{p_1, p_2, \dots, p_m\}$ 和 n 个极小值点 $\{q_1, q_2, \dots, q_n\}$,分别对应时间序列 $\mathbf{T}_p = \{t_{p_1}, t_{p_2}, \dots, t_{p_m}\}$ 和 $\mathbf{T}_q = \{t_{q_1}, t_{q_2}, \dots, t_{q_n}\}$ 。

2) 若 $t_{p_1} < t_{q_1}$,则截取 $s(t_1) \sim s(t_{p_i})$ 波段作为待匹配子波,记为 \mathbf{X}_1 ;在 $s(t)$ 内部,分别以 $s(t_{p_j}), j \in [i+1, m]$ 为与 $s(t_{p_i})$ 位置对应点依次截取与 \mathbf{X}_1 等长的波段 \mathbf{X}_j 作为匹配子波。

3) 对 \mathbf{X}_1 与 \mathbf{X}_j 进行 FFT 获得其频谱,并根据式(1)计算两者的频谱循环相干系数,取系数值最大

的子波 $\mathbf{X}_{j_{\text{best}}}$ 作为 \mathbf{X}_1 的最佳匹配波段,进而选取 $\mathbf{X}_{j_{\text{best}}}$ 前同等长度的波段延拓到 $s(t)$ 左侧。

4) 若 $t_{p_1} > t_{q_1}$,则将步骤 2 中的极大值替换为极小值进行处理,完成信号左边界延拓。

5) 利用同样的方法延拓信号的右边界。

6) 利用 VMD 分解延拓后信号,并截取各分量中与原信号位置对应、长度相同的波段即可得到最终分解结果。

1.2 变分模态分解与核独立成分分析

IVMD 首先利用 VMD 将延拓后信分解为若干近似独立的固有模态函数(intrinsic mode function,简称 IMF),然后利用 KICA 良好的非线性单分量提取能力,进一步消除各主 IMF 分量中的噪声干扰和频带混叠,从而提取相互独立的有效故障特征频带。IVMD 的处理过程如下。

设采样信号 $x(t), t = t_1, t_2, \dots, t_m$ 由 K 各不同尺度的 IMF 分量 $u_k(t), k = 1, 2, \dots, K$ 组成。

1) 初始化与希尔伯特变换。初始化 $u_k(t)$ 并对其进行 Hilbert 变换,获得其解析信号 $U_k(t)$

$$U_k(t) = (\delta(t) + \frac{j}{\pi t}) * u_k(t) \quad (2)$$

其中: $\delta(t)$ 为 Dirichlet 函数;“*”表示卷积运算。

2) 频谱基准化。将 $U_k(t)$ 与预估中心频率 $e^{-j\omega_k t}$ 混合,使 $u_k(t)$ 的频谱调制到相应基频带

$$F_k(f) = [(\delta(t) + \frac{j}{\pi t}) * u_k(t)] e^{-j\omega_k t} \quad (3)$$

3) 带宽估计。计算式(3)的信号梯度 L_2 范数,估计 $u_k(t)$ 的带宽。

4) 建立约束变分模型。引入约束条件,建立最优变分模型为

$$\begin{cases} \min_{\{u_k\}, \{\omega_k\}} \left\{ \sum_{k=1}^K \left\| \partial_t [(\delta(t) + \frac{j}{\pi t}) * u_k(t)] e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 \right\} \\ \text{s. t.} \quad \sum_{k=1}^K u_k(t) = x(t) \end{cases} \quad (4)$$

其中: ω_k 为 $u_k(t)$ 的中心频率。

5) 求解变分模型。引入二次惩罚因子 β 和拉格朗日乘子 $\gamma(t)$,构造扩展拉格朗日函数为

$$L(\{u_k\}, \{\omega_k\}, \gamma(t)) = \beta \sum_{k=1}^K \left\| \partial_t [(\delta(t) + \frac{j}{\pi t}) * u_k(t)] e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 + \left\| x(t) - \sum_{k=1}^K u_k(t) \right\|_2^2 + [\gamma(t), x(t) - \sum_{k=1}^K u_k(t)] \quad (5)$$

6) 利用乘子交替方向法迭代更新 $\{\mathbf{u}_k\}, \{\omega_k\}$ 和 $\gamma(t)$, 求得式 (5) 的鞍点, 即式 (4) 的最优解。所有 IMF 分量均可由式 (6) 得到

$$\hat{\mathbf{u}}_k^{n+1}(\omega) = \frac{\hat{\mathbf{x}}(\omega) - \sum_{i \neq k} \hat{\mathbf{u}}_i(\omega) + \hat{\gamma}(\omega)}{1 + 2\beta(\omega - \omega_k)^2} \quad (6)$$

其中: $\hat{\mathbf{u}}_k^{n+1}(\omega), \hat{\mathbf{x}}(\omega), \hat{\gamma}(\omega)$ 分别为 $\hat{\mathbf{u}}_k^{n+1}(t), \mathbf{x}(t), \gamma(t)$ 的傅里叶变换。

7) 选取 n 个有效 IMF 分量构造输入观测信号 $\mathbf{Y} = \{y_1, y_2, \dots, y_n\}$, 并进行中心化和白化处理; 同时, 给定核函数 $k(\cdot, \cdot)$ 。

8) 利用核函数 $k(\cdot, \cdot)$ 计算源信号估计矢量 $\mathbf{S} = \{s_1, s_2, \dots, s_n\}$ 的 Gram 矩阵 $\mathbf{G}_1, \mathbf{G}_2, \dots, \mathbf{G}_m$, 其中, $s_i = \mathbf{W}y_i, \mathbf{W}$ 为 ICA 中的解混矩阵。

9) 记 $\lambda(\mathbf{G}_1, \mathbf{G}_2, \dots, \mathbf{G}_m)$ 为下式的最大特征值

$$\begin{bmatrix} \mathbf{G}_1^2 & \mathbf{G}_1\mathbf{G}_2 & \dots & \mathbf{G}_1\mathbf{G}_m \\ \mathbf{G}_2\mathbf{G}_1 & \mathbf{G}_2^2 & \dots & \mathbf{G}_2\mathbf{G}_m \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \mathbf{G}_m\mathbf{G}_1 & \mathbf{G}_m\mathbf{G}_2 & \dots & \mathbf{G}_m^2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \alpha_1 \\ \alpha_2 \\ \vdots \\ \alpha_m \end{bmatrix} = \lambda \begin{bmatrix} \mathbf{G}_1^2 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & \mathbf{G}_2^2 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & \mathbf{G}_m^2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \alpha_1 \\ \alpha_2 \\ \vdots \\ \alpha_m \end{bmatrix} \quad (7)$$

10) 定义 $C(\mathbf{W}) = -\frac{1}{2} \log \lambda(\mathbf{G}_1, \mathbf{G}_2, \dots, \mathbf{G}_m)$ 。

重复步骤 8~10, 直到算法收敛使 $C(\mathbf{W})$ 取得最小值, 即可得到最优解混矩阵 \mathbf{W} 。根据 $\mathbf{S} = \mathbf{W}\mathbf{Y}$ 求得一组独立源信号, 即为最终消除噪声干扰和模态混叠后的独立故障频带分量。

2 基于社会情感优化算法的改进核极限学习机

社会情感优化算法 (social emotional optimization algorithm, 简称 SEOA) 是一种新的模拟人类决策行为的群体优化算法, 比遗传算法及粒子群算法等具有更高的收敛速度与精度^[10]。笔者使用 SEOA 改进 KELM 的建模过程, 优化模型参数, 建立 SEOA-KELM 分类模型, 其建模过程如下。

1) 给定训练数据集 $\mathbf{D} = \{(x_p, t_p)\}_{p=1}^N, x_p \in R^m, t_p \in R^n$ 为目标输出。对于任意输入 x_p , KELM 的实际输出 $f(x_p)$ 为

$$f(x_p) = [K(x_p, x_1) \quad \dots \quad K(x_p, x_N)] \boldsymbol{\alpha} \quad (8)$$

其中: $\boldsymbol{\alpha} = \left(\frac{\mathbf{I}}{C} + \boldsymbol{\Omega}\right)^{-1} \mathbf{T}$, 为 KELM 的输出权值矩阵;

C 为惩罚系数; $\mathbf{T} = [t_1 \quad t_2 \quad \dots \quad t_N]$ 为目标输出向量; $\boldsymbol{\Omega}_{i,j} = K(x_i, x_j)$; $K(\cdot, \cdot)$ 为核映射函数。

笔者选择高斯核函数 $K(x_i, x_j) = \exp(-(x_i - x_j)^2 / \sigma)$ 构建 KELM 网络, 其中, σ 为核参数。

2) 定义个体行为 $\mathbf{v} = [C, \sigma]$, 其社会评价值 $f(\mathbf{v})$ 为 KELM 的分类准确率。给定个体数量 L , 情绪阈值 h_1 与 h_2 , 学习因子为 c_1, c_2, c_3 , 最大迭代次数为 N 。

3) 初始化所有个体行为 $\mathbf{v}_i(0) = [C_i(0), \sigma_i(0)]$, 社会评价值为 $f(\mathbf{v}_i(0))$, 情绪指数为 $E_i(0) = 1$, 其中, $i = 1, 2, \dots, L$ 。初始化个体 i 的最优行为 $\mathbf{v}_{i\text{best}}$ 及其最优社会评价值 $f_{i\text{best}}$, 初始化群体的最优行为 $\mathbf{v}_{g\text{best}}$, 群体的历史最优社会评价值和最差社会评价值 $f_{g\text{best}}$ 与 $f_{g\text{worst}}$, 所有个体社会评价值的均值 \bar{f}_g 。

4) 更新第 $t+1$ 次迭代时的个体行为

若 $t=0$, 则

$$\mathbf{v}_i(t+1) = \mathbf{v}_i(t) - c_3 r_3 \sum_{j=1}^L [\mathbf{v}_j(t) - \mathbf{v}_i(t)] \quad (9)$$

若 $t \neq 0$, 则

$$\mathbf{v}_i(t+1) = \begin{cases} \mathbf{v}_i(t) + c_1 r_1 [\mathbf{v}_{i\text{best}}(t) - \mathbf{v}_i(t)] - c_3 r_3 \sum_{j=1}^L [\mathbf{v}_j(t) - \mathbf{v}_i(t)] & (E_i(t+1) < h_1) \\ \mathbf{v}_i(t) + c_1 r_1 [\mathbf{v}_{i\text{best}}(t) - \mathbf{v}_i(t)] + c_2 r_2 [\mathbf{v}_{g\text{best}}(t) - \mathbf{v}_i(t)] - c_3 r_3 \sum_{j=1}^L [\mathbf{v}_j(t) - \mathbf{v}_i(t)] & (h_1 < E_i(t+1) < h_2) \\ \mathbf{v}_i(t) + c_2 r_2 [\mathbf{v}_{g\text{best}}(t) - \mathbf{v}_i(t)] & (h_2 \leq E_i(t+1)) \end{cases} \quad (10)$$

其中: r_1, r_2, r_3 为服从均匀分布的随机数。

5) 更新个体 $\mathbf{v}_{i\text{best}}(t)$ 与 $f_{i\text{best}}(t)$; 更新群体 $\mathbf{v}_{g\text{best}}(t), \bar{f}_g(t), f_{g\text{best}}$ 和 $f_{g\text{worst}}$ 。

6) 判断是否满足终止条件。若满足, 则输出 $\mathbf{v}_{g\text{best}}(t)$ 与 $f_{g\text{best}}$ 为最优值; 否则进入下一步。

7) 更新个体情绪指数 $E_i(t)$, 并返回过程 2。

$$\begin{cases} E_i(t+1) = k \log_a [1 + \Delta f_i(t)] \\ \Delta f_i(t) = \frac{|f_i(t) - \bar{f}_g(t)|}{\max\{\bar{f}_g(t) - f_{g\text{best}}, f_{g\text{worst}} - \bar{f}_g(t)\}} \end{cases} \quad (11)$$

其中: a 为对数基底; k 为情感强度因子。

3 仿真信号分析

为验证 IVMD 方法的有效性,构造含有噪声的多分量混合仿真信号 $x(t)$,即

$$\begin{cases} x(t) = x_1(t) + x_2(t) + x_3(t) + \text{sn}(t) \\ x_1(t) = \sin(2\pi 30t) \\ x_2(t) = \sin(2\pi(50+t)t) \\ x_3(t) = \cos(t) \sin(2\pi(100+t)t) \end{cases} \quad (12)$$

其中: $x_1(t)$ 为正弦信号; $x_2(t)$ 为调频信号; $x_3(t)$ 为调幅-调频信号; $\text{sn}(t)$ 为幅值是 0.5 的高斯白噪声。

设置信号采样频率为 1 kHz,采样时间为 1 s。仿真信号的时域波形如图 1 所示。

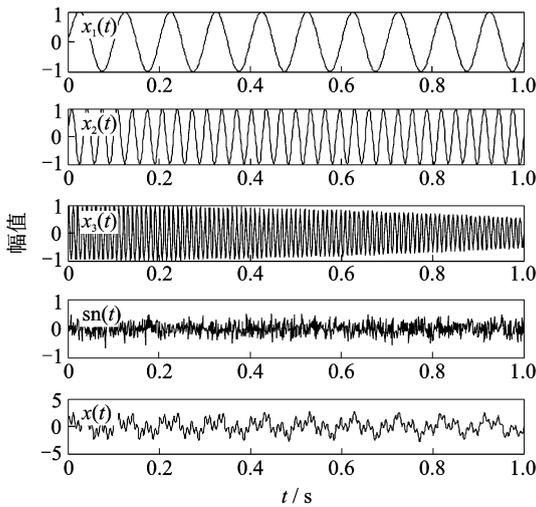


图 1 仿真信号波形

Fig. 1 Waveform of the simulated signal

根据式(12),分别在 $x(t)$ 的左右两端各产生 50 个新的真实数据,得到信号左右两边界延拓的真实波形如图 2(a)所示。确定左右两端延拓长度均为 50 点,分别利用互相关法^[8]和笔者所提方法对 $x(t)$ 进行端点延拓,得到信号左右两边界的延拓波形分别如图 2(b),(c)所示。其中,左右两端的延拓波形分别用蓝色与红色实线表示。

对比图 2 中各波形可知,利用笔者所提方法得到的延拓波形与真实波形基本一致,说明本方法可准确跟踪仿真信号的时域变化规律。由于受到噪声干扰,利用互相关法得到延拓波形与真实波形相差较大,左右两端均出现明显变形,且与原信号连续性较差。

图 3(a),(b),(c)分别为图 2(a),(b),(c)所示信号的幅频谱。图 3(b)中 30 Hz 调频分量的频谱出现了明显变形,这是由于互相关法在时域内根据

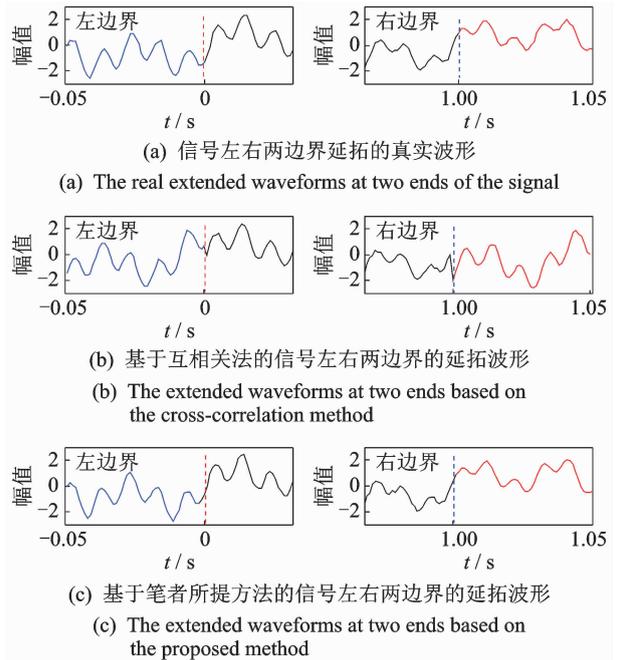
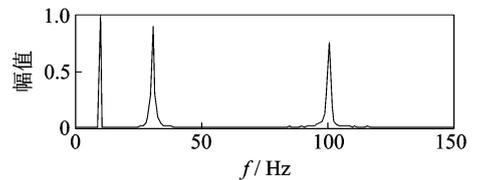


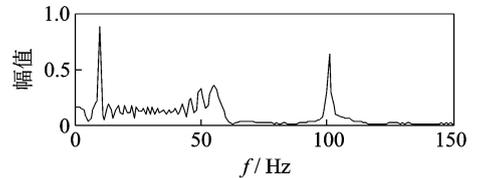
图 2 $x(t)$ 左右两边界的延拓波形

Fig. 2 The extended waveforms at two ends of $x(t)$



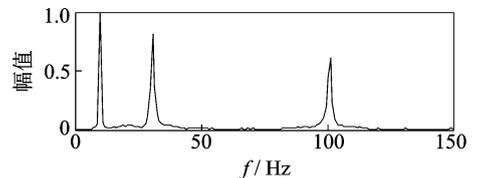
(a) $x(t)$ 的幅频谱

(a) The spectrum of different signals



(b) 基于互相关法延拓的信号幅频谱

(b) The spectrum of the extended signal based on the cross-correlation method



(c) 基于笔者所提方法延拓的信号幅频谱

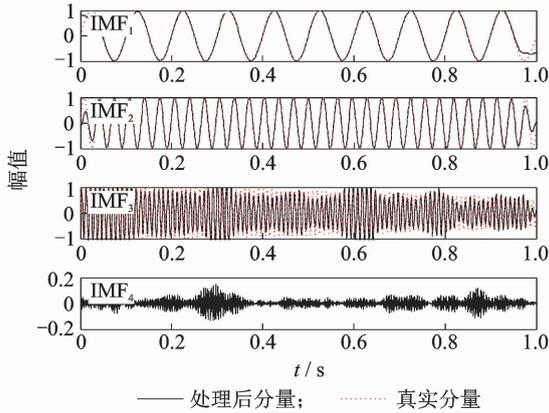
(c) The spectrum of the extended signal based on the proposed method

图 3 不同信号的幅频谱

Fig. 3 The spectrums of different signals

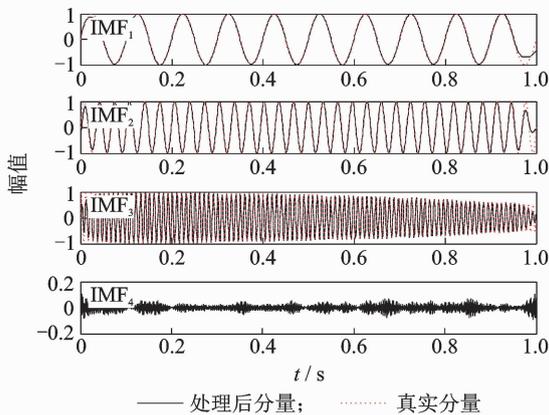
波形相似性选取延拓数据,无法准确反映原始信号的频谱特征,导致延拓后信号频谱失真。图 3(c)与图 3(a)基本一致,说明笔者提出的信号端点延拓方法可有效保留原信号的频谱特征。

对原始信号 $x(t)$ 及图 2(b), (c) 所示的延拓后信号进行 VMD 分解, 得到各分量与真实信号的对比, 如图 4 所示。其中, VMD 分解参数设置为 $K=4, \alpha=2\ 000$ 。图 4 中黑色实线代表 VMD 分解得到的各模态分量 $IMF_1 \sim IMF_4$, 分别对应真实的仿真信号分量 $x_1(t) \sim x_3(t)$ 及噪声信号 $sn(t)$; $x_1(t) \sim x_3(t)$ 用红色虚线表示。



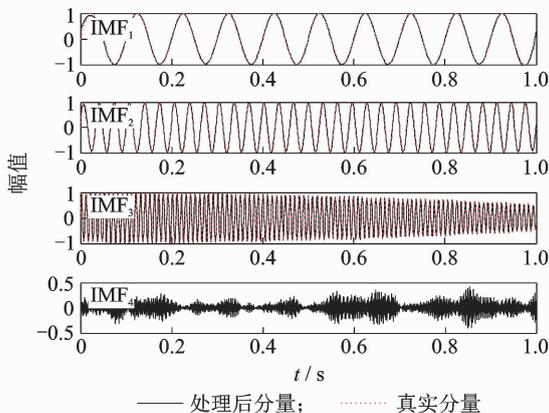
(a) 原始混合信号的分解结果

(a) The decomposition result of the original mixed signal



(b) 基于互相关法延拓后的混合信号分解结果

(b) The decomposition result of the extended mixed signal based on the cross-correlation method



(c) 基于笔者所提方法延拓后的混合信号分解结果

(c) The decomposition result of the extended mixed signal based on the proposed method

图 4 不同信号的 VMD 分解结果

Fig. 4 The VMD decomposition results of different signals

图 4(a) 为原始信号 $x(t)$ 的 VMD 分解结果。可见, $IMF_1 \sim IMF_3$ 的左右两端处均存在明显变形, 且 IMF_3 中间出现失真。图 4(b) 为图 2(b) 延拓信号的 VMD 分解结果。可见, 利用互信息法对信号进行端点延拓后, 改善了 VMD 的分解效果, IMF_1 与 IMF_2 左端无变形。但由于信号延拓效果较差, IMF_1 与 IMF_2 的右端, 及 IMF_3 两端仍存在变形。图 4(c) 为图 2(c) 延拓信号的 VMD 分解结果。可见, $IMF_1 \sim IMF_3$ 与真实信号 $x_1(t) \sim x_3(t)$ 基本重合, 不存在端点效应。

综上所述, 笔者提出的基于频谱循环相干系数的信号端点延拓方法, 在频域内根据信号频谱特征一致性选取延拓数据, 可有效避免时域噪声干扰, 并保留原信号的时频特征, 从而提高抑制 VMD 的端点效应, 提高信号的延拓精度和分解精度。

4 发动机故障诊断实验

为了验证所提方法在发动机故障诊断中的有效性, 在 F3L912 型发动机台架上进行故障模拟实验。实验中在第 1 缸上模拟如表 1 所示的 6 种工况。建立如图 5 所示的信号采集系统, 发动机转速保持 1 200 r/min, 采集第 1 缸缸盖振动信号, 采样频率设置为 40 kHz。

表 1 发动机实验工况

Tab. 1 Engine working condition setting

序号	工况设置
1	正常工况
2	1 缸失火
3	排气门间隙过大
4	喷油器雾化不良
5	进气门间隙过小且喷油器漏油
6	1 缸与 2 缸同时失火

4.1 缸盖振动信号端点延拓

以故障工况 3 为例, 截取发动机两个工作周期内的缸盖振动信号, 其时频分布如图 6 所示。由图可知, 缸盖振动信号内含有大量的宽频带噪声, 导致时域波形具有一定随机性, 且有效的故障特征频带被淹没。但是, 缸盖振动信号在时频域内具有良好的周期性循环平稳特征。

对图 6 中的缸盖振动信号进行端点延拓, 左右两端延拓长度均为 800, 得到延拓后的波形如图 7 所示, 左右两端新产生的延拓波形分别用蓝色与红色实线表示。

由图 7 可知, 利用互相关法延拓得到的信号波形与真实波形相差较大, 左右两端均出现了明显变

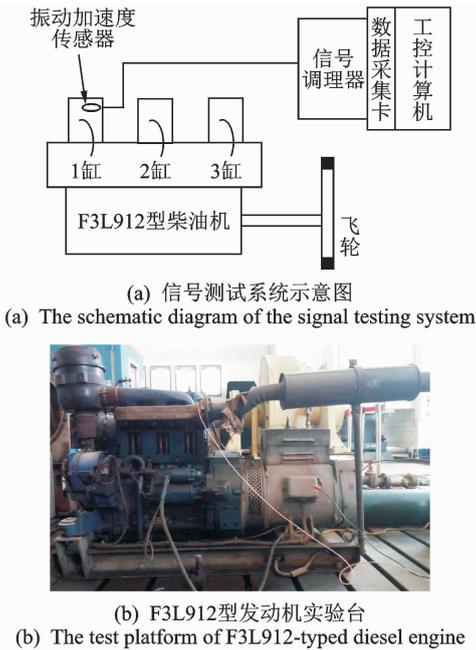


图5 缸盖振动信号测试系统

Fig. 5 Cylinder head vibration signal test system

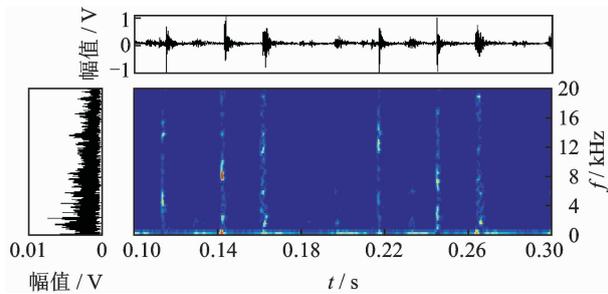


图6 缸盖振动信号时频分布图

Fig. 6 Time-frequency distribution of cylinder head vibration signal

形。利用笔者所提方法延拓得到的信号波形与真实波形基本一致,说明该方法从时频域选取延拓波形受时域噪声影响较小,延拓精度更高。

4.2 缸盖振动信号多尺度分解

为评价缸盖振动信号经 VMD 分解后的端点效应大小,笔者根据分解前后信号能量的变化提出相应评价指标 δ 为

$$\delta = \begin{cases} \frac{1}{E_x} \left| \sum_{j=1}^K E_j - E_x \right| \\ E = \sum_{i=1}^n s^2(i) \end{cases} \quad (13)$$

其中: E 为任意信号 $s(i)$ 的能量; n 为信号长度; E_x 为原始信号 $x(t)$ 的能量; E_j 为 $x(t)$ 分解后第 j 个分量的能量; K 为 $x(t)$ 分解后的分量个数。

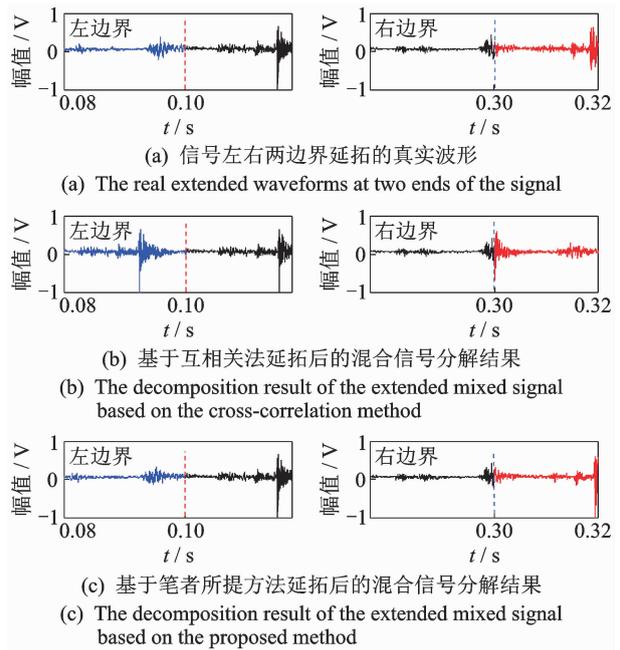


图7 缸盖振动信号左右两边界的延拓波形

Fig. 7 Extended waveform at two ends of cylinder head vibration signal

可见, $\delta \geq 0$,且 δ 越小,原始信号与各分量之间的误差越小,即端点效应越小。

分别对图 6 中的原始缸盖振动信号及图 7(b), (c)中的延拓信号进行 VMD 分解。根据中心频率接近原则^[7]设置 VMD 分解层数 $K=8$,惩罚因子 $\alpha=2\ 000$ 。根据式(13)计算不同延拓方法下信号分解结果的 δ 值如表 2 所示。

表2 信号分解后的 δ 值Tab. 2 Values of δ after decomposition

方法	无延拓	互信息法延拓	笔者所提方法延拓
δ	0.104	0.062	0.016

由表 2 可知,利用所提的基于频谱循环相干系数的延拓方法得到的信号经 VMD 分解后的 δ 值最小,说明其端点效应最小。限于篇幅,仅给出基于笔者所提方法延拓后的缸盖振动信号的分解结果,各 IMF 分量的时频分布如图 8 所示。

由图 8 可以看出,分解后的缸盖振动信号包含多个不同频带,1 kHz 以下为机体随机振动的低频噪声,10 kHz 以上为高频噪声,1 kHz~10 kHz 为有效频带分量^[8]。剔除干扰噪声后的各有效分量的时频分布如图 9 所示。

对比图 6 与图 9 可知,降噪处理消除了原信号内的宽频带噪声,并保留了有效的故障特征频带。3 个有效分量的频谱分布于 2 kHz,6 kHz 与 8 kHz

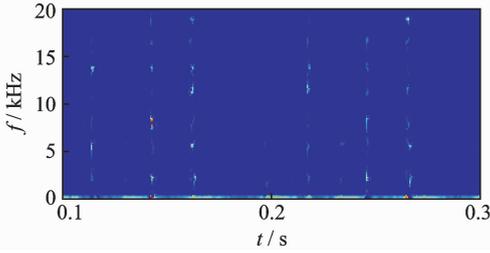


图 8 各 IMF 分量的时频分布

Fig. 8 The time-frequency distribution of the IMFs

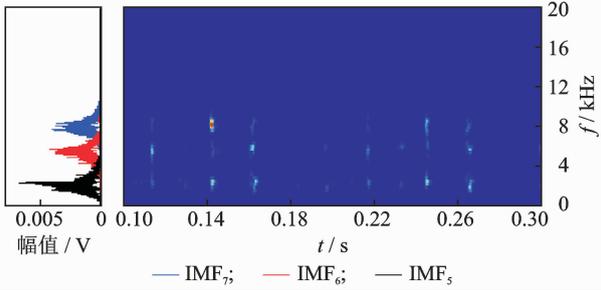


图 9 有效分量的时频分布

Fig. 9 Time-frequency distribution of effective IMFs

附近,分别对应气缸燃爆冲击、进排气门开关冲击和针阀落座冲击产生的振动分量。由图 11 可以看出,各有效频带分量内仍含有部分噪声,且各分量间存在模态混叠。

为进一步消除干扰噪声及模态混叠,将 3 个有效分量作为输入观测信号,进行 KICA 处理,得到 3 个独立分量,其时频分布如图 10 所示。

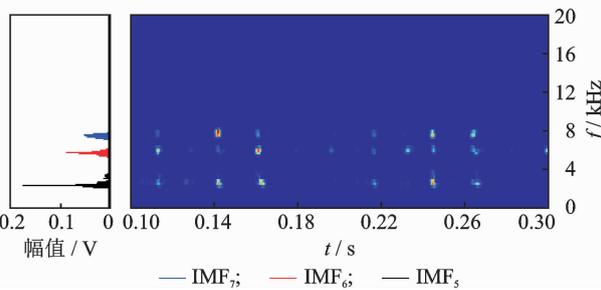


图 10 独立分量的时频分布

Fig. 10 Time-frequency distribution of independent IMFs

对比图 9,10 可知,经过 KICA 处理得到各独立分量,进一步消除了各有效分量中的干扰噪声及各分量间的模态混叠,分离出了噪声干扰小且相互独立的有效的故障特征频带。

4.3 故障特征提取

为综合利用信号中的各类故障信息,笔者分别提取基于 AR 模型的时序特征、基于多尺度模糊熵的自相似性特征和基于标准化能量矩的频带能量特征构造联合故障特征向量。

对于独立分量 $x_i(t)$,其 AR 模型可表示为

$$x_i = \sum_{k=1}^n \varphi_k x_{i-k} + \alpha_i \quad (14)$$

其中: k 为自回归阶数; φ_k 为自回归模型系数; α_i 为高斯白噪声。

$x_i(t)$ 的多尺度模糊熵(multiscale fuzzy entropy,简称 MFE)为

$$FEN(m, n, r, N/\tau) = \ln \varphi^m(n, r) - \ln \varphi^{m+1}(n, r) \quad (15)$$

$$\varphi^m(n, r) = \frac{1}{N/\tau - m} \sum_{i=1}^{N/\tau - m} \left(\frac{1}{N/\tau - m - j_{i \neq 1}} \sum_{j=1, j \neq i}^{N-m} D_{ij}^m \right) \quad (16)$$

其中: N 为信号长度; m 为信号重构维数; τ 为时间尺度; D 为向量相似度函数; n 和 r 分别为模糊隶属度函数边界的梯度和宽度。

$x_i(t)$ 的标准化能量矩(standardized energy moment,简称 SEM)定义为

$$E_i = \int t x_i^2(t) dt \quad (17)$$

$$SEM_i = E_i / E_n \quad (18)$$

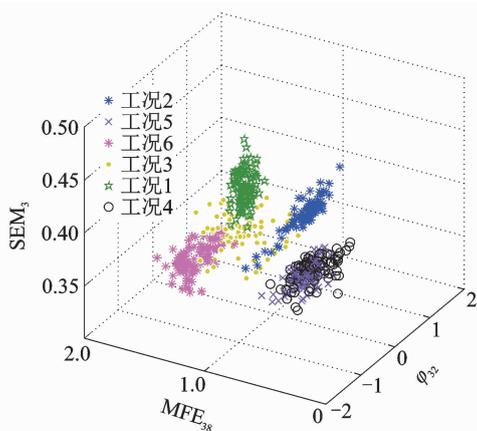
其中: E_i 为 $x_i(t)$ 的能量矩; E_N 为各时间序列的能量矩之和。

经过分析,笔者选择前 3 阶自回归参数作为时域特征参数,将 $\tau \in [6, 10]$ 的 MFE 作为信号的相似性特征参数,根据式(18)计算 3 个独立分量的标准化能量矩 SEM 作为频带能量特征参数,从而构成联合故障特征向量。以工况 2 和工况 3 为例,对联合故障特征向量进行说明,如表 3 所示。

表 3 发动机故障特征参数
Tab. 3 Engine fault characteristic parameters

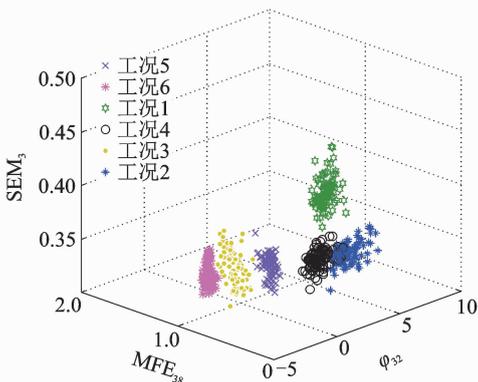
工况	独立分量	特征参数								
		Φ_{i1}	Φ_{i2}	Φ_{i3}	MFE _{i6}	MFE _{i7}	MFE _{i8}	MFE _{i9}	MFE _{i10}	SEM _i
2	x_1	-0.675 2	0.604 5	0.331 6	2.105	1.747	1.415	1.376	1.254	0.280 1
	x_2	3.581 2	3.496 8	-4.001 7	2.001	1.801	1.627	1.531	1.359	0.271 5
	x_3	-5.261 1	7.579 8	-4.512 7	1.071	1.051	0.885	0.866	0.715	0.301 4
3	x_1	1.215 4	-0.783 1	0.301 5	1.476	1.349	1.292	1.231	1.195	0.412 5
	x_2	-1.975 4	3.911 5	-2.815 1	1.381	1.365	1.306	1.254	1.209	0.467 2
	x_3	-2.963 5	1.515 8	-3.714 3	1.514	1.466	1.391	1.345	1.324	0.278 6

表 3 中, x_1, x_2, x_3 为独立分量; $\varphi_{i1}, \varphi_{i2}, \varphi_{i3}$, $MFE_{i6}, MFE_{i7}, MFE_{i8}, MFE_{i9}, MFE_{i10}$ 和 SEM_i 依次为第 i ($i=1, 2, 3$) 个独立分量的前 3 阶自回归模型参数, 5 个尺度下的模糊熵和 1 个标准化能量矩。为对比说明上述特征参数的有效性, 对直接利用 VMD 分解后的信号分量提取相同的特征参数作对比试验。选择 6 种工况下的 φ_{32}, MFE_{38} 和 SEM_3 组成特征向量并表示其空间分布如图 11 所示。



(a) 基于VMD的特征向量空间分布

(a) The distribution of the feature vector based on VMD



(b) 基于IVMD的特征向量空间分布

(b) The distribution of the feature vector based on IVMD

图 11 不同特征向量的空间分布图

Fig. 11 The distribution diagrams of different feature vectors

分析图 11 可知, 对信号直接进行 VMD 处理后提取的特征参数只能区分部分故障。经 IVMD 处理后提取的特征参数具有更好的类内聚集性和类间离散性, 可有效区分各类故障工况, 有利于提高发动机故障诊断准确率。

4.4 发动机故障分类

在发动机 6 种工况下, 分别从缸盖振动信号中提取 120 组特征向量, 随机选取 70 个作为训练样本, 其余 50 个作为测试样本。将 VMD 与 IVMD 设

置为特征提取对比实验, 将 SEOA-KELM 与 PSO-KELM 设置为故障分类对比试验。SEOA 与 PSO 中群体寻优范围为 $C \in [0.1, 1000]$, 核参数 $\sigma \in [0.01, 100]$ 。群体规模为 15, 迭代次数为 30, 终止条件为 KELM 分类准确率不小于 99%。图 12 为不同特征提取方案下, 两种分类器的分类准确率随迭代次数的收敛过程曲线。

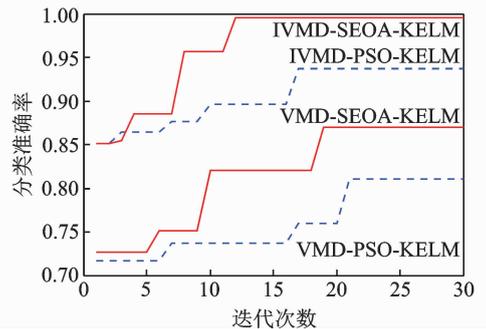


图 12 分类准确率收敛曲线

Fig. 12 Convergence curves of classification accuracy rate

由图 12 可以看出, 对于相同特征集合, SEOA-KELM 的收敛速度和分类准确率均高于 PSO-KELM, 说明 SEOA-KELM 具有更高性能。对于相同分类方法, IVMD 故障特征的收敛速度和分类准确率均高于 VMD, 说明笔者提出的 IVMD 特征提取方法得到的故障特征分类效果更好。

为进一步说明所提方法的有效性和稳定性, 对各故障诊断方法进行 30 次独立重复实验, 统计得到其训练时间和分类准确率的平均值, 如表 4 所示。可见, 提出的基于 IVMD 和 SEOA-KELM 的发动机故障诊断方法具有更高的计算速度和精度, 平均故障训练时间为 19.68 s, 平均分类准确率达到 99.85%。

表 4 发动机故障诊断结果对比

Tab. 4 Comparison of engine fault diagnosis results

分类网络	分类指标	VMD	IVMD
PSO-KELM	训练时间/s	42.37	35.46
	测试分类准确率/%	82.51	91.33
SEOA-KELM	训练时间/s	30.24	19.68
	测试分类准确率/%	87.71	99.85

5 结束语

笔者提出的基于 IVMD 的特征提取方法可有效抑制 VMD 分解的端点效应, 提高信号分解精度, 消除缸盖振动信号中的宽频带噪声, 并分离出相互独立的有效故障特征频带。提取各频带的 AR 模型

参数、多尺度模糊熵和标准化能量矩构造的联合故障特征向量,具有良好的类内聚集性和类间离散性,分类性能较好。SEOA-KELM最优化分类器具有较高的训练速度和分类精度,可有效实现不同故障特征的分类识别。综上所述,采用IVMD与SEOA-KELM的发动机故障诊断方法可有效提高发动机故障诊断速度和精度,准确率达到99.85%。

参 考 文 献

- [1] Long Han, Cheng Wei, Li Song, et al. Feature extraction method of bearing AE signal based on improved FAST-ICA and wavelet packet energy[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2015, 62(1): 91-99.
- [2] 王凤利,邢辉,段树林,等. OEEMD与Teager能量算子结合的轴承故障诊断[J]. 振动、测试与诊断, 2018, 38(1):87-91.
Wang Fengli, Xing Hui, Duan Shulin, et al. Fault diagnosis of bearings combining OEEMD with Teager energy operator demodulation[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2018, 38(1): 87-91. (in Chinese)
- [3] Zheng Jinde, Cheng Junsheng, Yu Yang. A rolling bearing fault diagnosis approach based on LCD and fuzzy entropy[J]. Mechanism and Machine Theory, 2013, 70: 441-453.
- [4] 孟凡磊,崔伟成,李伟,等. LCD、k-means与ICA相结合的滚动轴承故障诊断方法[J]. 机械科学与技术, 2017, 36(9):1402-1407.
Meng Fanlei, Cui Weicheng, Li Wei, et al. Fault diagnosis of rolling bearing using LCD, k-means and ICA [J]. Mechanical Science and Technology for Aerospace Engineering, 2017, 36(9):1402-1407. (in Chinese)
- [5] 柏林,陆超,赵鑫. 基于ITD与ICA的滚动轴承故障特征提取方法[J]. 振动与冲击, 2015, 34(14): 153-156.

Bo Lin, Lu Chao, Zhao Xin. Fault diagnosis method for rolling bearings based on ITD and ICA[J]. Journal of Vibration and Shock, 2015, 34(14): 153-156. (in Chinese)

- [6] Konstantin D, Dominique Z. Variational mode decomposition[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2014, 62(3): 531-544.
- [7] 刘尚坤,唐贵基. 改进的VMD方法及其在转子故障诊断中的应用[J]. 动力工程学报, 2016, 36(6):448-453.
Liu Shangkun, Tang Guiji. Application of improved VMD method in fault diagnosis of rotor systems[J]. Journal of Chinese Society of Power Engineering, 2016, 36(6):448-453. (in Chinese)
- [8] Yao Jiachi, Xiang Yang, Qian Sichong, et al. Noise source identification of diesel engine based on variational mode decomposition and robust independent component analysis [J]. Applied Acoustics, 2017 (116):184-194.
- [9] Huang Guangbin, Zhou Hongming, Ding Xiaojian, et al. Extreme learning machine for regression and multi-class classification[J]. IEEE Transactions on Systems Man and Cybernetics, Part B: Cybernetics, 2012, 42(2):513-529.
- [10] Zhang Yunqiang, Zhang Peilin. Machine training and parameter settings with social emotional optimization algorithm for support vector machine[J]. Pattern Recognition Letters, 2015(54):36-42.
- [11] Antoni J. Cyclic spectral analysis in practice[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2007, 21(2): 597-630.



第一作者简介:刘敏,男,1990年8月生,博士生。主要研究方向为机械信号测试处理与故障诊断。曾发表《基于多尺度核独立成分分析的柴油机故障诊断》《《振动、测试与诊断》2017年第5期》等论文。

E-mail: hunter1848@163.com