

基于高阶同步提取变换的钢丝绳无损检测方法研究

袁凯¹ 李志农¹ 张昕² 龙盛蓉¹ 李喆³

(1. 南昌航空大学 无损检测技术教育部重点实验室, 南昌 330063)

(2. 福建省特种设备检验研究院 福建省特种智能装备安全与测控重点实验室, 福州 350008)

(3. 中国航发沈阳黎明航空发动机有限责任公司, 沈阳 110043)

摘要:【目的】针对电磁检测法检测钢丝绳时信号干扰大、现有同步提取变换方法处理强噪声时瞬时频率精度不高的问题,提出一种预处理优化方案。【方法】首先,提出了高阶同步提取变换(Higher-order Synchroextracting Transform, HSET)方法;然后,通过将检测信号的振幅和相位进行高阶Taylor级数展开,推导了高阶瞬时频率估算式,并结合delta函数构建了高阶同步提取算子;最后,利用该算子提取了关键时频成分并滤除了冗余能量,最终实现了信号重构。【结果】试验结果表明,所提方法能显著降低检测信号中尖峰和突变的频率,使信号轨迹趋于平缓,同时增强了奇异点位置的峰值幅度,为钢丝绳损伤的定量识别奠定了基础。

关键词: 钢丝绳; 高阶同步提取变换; 时频分析; 无损检测; 反向传播神经网络

中图分类号: TH911.7; TD532 **DOI:** 10.16579/j.issn.1001.9669.2026.05.004

0 引言

钢丝绳具备质量轻、结构紧凑、弹性优良等性能,能够承受极高的拉伸强度,运行稳定可靠^{[1]221-227},在矿业、冶金、建筑、旅游、港口等领域应用广泛。然而,钢丝绳因承受的条件比较苛刻,在设备的持续运行过程中,不可避免地会出现一系列问题,诸如断丝现象的频发、磨损程度的逐渐加剧,甚至是突发性的完全断裂等情况。这些状况不仅影响了设备的正常运行效率,还可能对生产安全构成严重的潜在威胁。这种潜在的风险因素,无论是对于精密的生产设备还是对于辛勤工作的员工,都构成了严峻的挑战和可能的伤害源^[2]。随着矿井提升机运行安全标准的不断提升,对钢丝绳的安全性能提出了更高要求,钢丝绳的无损检测也变得极为关键。

目前,电磁检测技术广泛应用于钢丝绳无损检测,在确保钢丝绳的安全性和可靠性方面发挥着至关重要的作用。电磁检测技术的特性使它能够在不破坏钢丝绳结构的前提下,准确地检测出潜在的缺陷和问题。然而,在实际应用中,受工作环境复杂性与绳股效应等诸多因素制约^[3],钢丝绳损伤电磁检测信号中混杂着大量的噪声成分。这些噪声不仅数量众多,而且性质复杂。此外,检测信号内部还伴随着尖峰脉

冲与突变干扰的双重挑战,这2种干扰因素相互交织,进一步加剧了信号分析的难度。这种复杂的信号环境使得损伤特征的关键表征难以清晰、准确地展现出来,从而极大地增加了对损伤信号进行定性与定量识别的复杂性和挑战性。因此,为了提高结构损伤识别的精确度和可靠性,就必须对采集到的损伤信号进行一系列的处理。这些处理措施旨在有效地抑制噪声对结构损伤特征信息的干扰和影响,确保能够准确地捕捉到损伤信号中的关键特征,为后续损伤识别与分析,构建稳固的基础。

ZHANG等^[4]在某煤矿应用了形态非采样和基于小波重构的钢丝绳信号处理方法,通过提高信噪比(Signal-to-Noise Ratio, SNR)和缩短经过时间来有效滤除噪声。TIAN等^[5]提出了一种多能级小波和中值滤波组合钢丝绳去噪算法,该算法不仅提高了信噪比,而且提高了信号质量。KIM等^[6]设计了一种基于希尔伯特变换的包络和量化漏磁(Magnetic Leakage, ML)信号处理方法,用于钢丝绳损伤检测。YAN等^{[1]221-227}研制了一种内置铁芯的新型线圈绕组结构传感器,与传统电感线圈相比,信噪比提高了近6倍,并在一定程度上消除了线圈横截面积和升空效应的影响。其他的钢丝绳降噪方法包括自适应滤波^[7]、陷波

收稿日期: 2025-02-07 修回日期: 2025-02-23

基金项目: 国家自然科学基金项目(52075236); 福建省特种智能装备安全与测控重点实验室开放基金项目(FJIES2024KF06); 研究生创新专项(YC2023-065)

作者简介: 袁凯,男,1998年生,江西新余人,硕士研究生; 主要研究方向为无损检测; E-mail:845628692@qq.com。

李志农(通信作者),男,1966年生,江西万安人,教授,博士研究生导师; 主要研究方向为机械故障诊断; E-mail:lizhinong@tsinghua.org.cn。

引用格式: 袁凯,李志农,张昕,等. 基于高阶同步提取变换的钢丝绳无损检测方法研究[J]. 机械强度,2026,48(5):30-39.

YUAN Kai, LI Zhinong, ZHANG Xin, et al. Research on nondestructive testing method of wire rope based on higher-order synchroextracting transform[J]. Journal of Mechanical Strength, 2026, 48(5): 30-39.



免费获取

滤波^[8]、双树复小波^[9]、集成经验模态分解^[10]等。基于时频重排技术与同步挤压变换方法的理论,YU等^[11]为摆脱传统时频分析中海森堡不确定性原理的固有约束,提出一种具备高度精确性的同步提取变换(Synchroextracting Transform, SET)方法。此方法在短时傅里叶变换(Short-Time Fourier Transform, STFT)的理论框架上构建出同步提取算子(Synchroextracting Operator, SEO),实现了时频脊线对应时频分量的精准提取,有效抑制了时频谱的能量扩散现象,提升了时频表征的分辨率。该方法有效降低了噪声的影响,解决了能量发散、特征模糊的问题。由于SET是短时傅里叶变换的后处理过程^{[1]221-227},SET时频谱的分辨率不能达到最佳。

为此,提出了一种高阶同步提取变换(Higher-order Synchroextracting Transform, HSET)方法。HSET相比SET,可以得到高时频分辨率的时频能量分布特征,有效地解决了瞬时频率精度不高和频率混叠等问题,并且有更好的噪声鲁棒性。结合HSET的独特优势,本文提出了一种基于HSET的矿井提升机钢丝绳损伤无损检测方法,以突出钢丝绳信号中的奇异部分,从而提升钢丝绳损伤特征提取与识别的精度。最后,通过试验来验证该方法的有效性。

1 构造的高阶同步提取变换方法

由文献[12]可知,SEO可定义为

$$O_{SEO}(t, \omega) = \delta[-i \frac{F_{g'}(t, \omega)}{F(t, \omega)}] \quad (1)$$

式中, ω 为角频率; $F(t, \omega)$ 为信号的STFT的结果; $g'(\cdot)$ 是窗函数 $g(\cdot)$ 对时间 t 的1阶导数; $\delta(\cdot)$ 表示狄拉克函数。

根据狄利克雷函数的性质, $O_{SEO}(t, \omega) = 1$ 意味着 $\text{Re}[-i \frac{F_{g'}(t, \omega)}{F(t, \omega)}] = 0$,即 $\omega = \omega_0(t, \omega)$ 。因此, O_{SEO} 仅在 $\omega = \omega_0(t, \omega)$ 时取值1,其余情况为0。其中, ω_0 为窗函数的中心角频率。

将式(1)代入信号 $f(a) = A(a)e^{i\varphi(a)}$ 的表达式中,当 $M \leq K$ 时,有

$$T_{SET}(t, \omega) = F(t, \omega) \delta[\omega - \omega_0(t, \omega)] \quad (2)$$

式中, $T_{SET}(\cdot)$ 表示同步提取变换算子。

显然通过SET,只有与原始信号的瞬时频率最相关的分量才能保留在时频分析(Time-Frequency Analysis, TFR)上,从而可以产生能量高度集中的TFR。此外,还可使用以下表达式更简单地完成重建,即

$$f(t) \approx \frac{\sum_{k=1}^n T_{SET}[\varphi'_k(t), t]}{\hat{g}(0)} \quad (3)$$

式中, $f(t)$ 为瞬时频率; n 为信号中包含的模式的数量;

$\hat{g}(\cdot)$ 为窗函数的傅里叶变换; $\varphi'_k(t)$ 为由SEO确定的第 k 个模式的瞬时频率(Instantaneous Frequency, IF)。

然而,由于SET理论上是基于信号由纯谐波组成的假设,因此,如果SET寻址的信号具有强幅度调制和频率调制,则效果有限。接下来,给出一个简单的推导来验证调幅-调频(AM-FM)分量对SET结果的影响。在 $\xi = t$ 附近,信号 $f(t) = A(t)e^{i\varphi(t)}$ 的相位的2阶泰勒展开可表示为

$$\varphi(\xi + t) = \varphi(t) + \varphi'(t)\xi + \frac{1}{2}\varphi''(t)\xi^2 \quad (4)$$

式中, $\varphi(t)$ 为信号的瞬时相位。

类似地,信号幅度在 $\xi = t$ 附近的 k 阶泰勒展开可以表示为

$$A(\xi + t) = \sum_{k=0}^L \frac{A^{(k)}(t)}{k!} \xi^k \quad (5)$$

式中, $A^{(k)}(t)$ 为 $A(t)$ 的 k 阶导数; $A(t)$ 为信号的瞬时幅值。

展开点自适应选取准则为选取瞬时频率估计值 $\hat{\omega}_k(t) = \phi'(t_0)$ 作为展开中心 t_0 ,满足局部平稳性条件为

$$\exists \tau_z > 0, \frac{|A^{(k)}(t_0)|}{k!} \tau_z^k \leq \epsilon_A, \frac{|\phi^{(k+1)}(t_0)|}{(k+1)!} \tau_z^{k+1} \leq \epsilon_\phi \quad (6)$$

式中, τ_z 为高斯窗的有效支撑宽度, $\tau_z = 1/\sqrt{\sigma}$ 。其中, σ 为窗宽参数。

该条件确保在窗函数局部化区间 $[\tau_z, t_0 + \tau_z]$ 内展开收敛^[13]。非平稳信号的修正收敛定义为当信号满足分数阶Lipschitz条件:

$$\sup_{|\Delta t| < \tau_z} \frac{|A^{(k)}(t + \Delta t) - A^{(k)}(t)|}{|\Delta t|^\alpha} \leq L_A^{(k)}, \alpha \in (0, 1] \quad (7)$$

其截断误差满足指数衰减律,即

$$\|R_k(t)\| \leq C \frac{(L_A \tau_z)^k}{\Gamma(1 + \alpha k)} \quad (8)$$

式中, $R_k(t)$ 为第 k 个分量的重构信号; C 为归一化常数。

该结论推广了经典Taylor定理的非平稳信号^[14]。结合式(4)、式(5),信号的STFT是高斯窗函数 $g(t) = e^{t^2/(2\sigma^2)}$ 下的简单高斯积分。并且有

$$\begin{cases} F(t, \omega) = e^{i\varphi(t)} \sigma \sqrt{\frac{2\pi}{1 - j\sigma^2 \varphi''(t)}} \cdot \\ \sum_{k=0}^L \frac{\tilde{J}^k}{k!} A^{(k)}(t) \hat{g}^{(k)}[\omega - \varphi'(t)] \\ \hat{g}(\omega) = \exp[-\frac{\sigma^2}{2} \frac{\omega^2}{1 - j\sigma^2 \varphi''(t)}] \end{cases} \quad (9)$$

式中, ω 为频率估计算子, $\omega = \omega_0(t, \omega)$ 。由式(9)可推导出

$$\omega_0(t, \omega) = \varphi'(t) + \Im \left\{ \frac{\sum_{k=0}^{L-1} f^k A^{(k+1)}(t) \hat{g}^{(k)}[\omega - \varphi'(t)]}{\sum_{k=0}^{L-1} f^k A^{(k)}(t) \hat{g}^{(k)}[\omega - \varphi'(t)]} \right\} - \frac{\partial}{\partial \omega} F(t, \omega) \varphi''(t) \Im \left\{ \frac{\partial F(t, \omega)}{F(t, \omega)} \right\} \quad (10)$$

式中, $\Im\{\cdot\}$ 表示复数的虚部。

STFT的基本定义为 $F(t, \omega) = \int_{-\infty}^{\infty} f(\tau) g(\tau - t) e^{-j\omega\tau} d\tau$ 。

对 $F(t, \omega)$ 关于 ω 求偏导, 可得 $\frac{\partial F(t, \omega)}{\partial \omega} = \int_{-\infty}^{\infty} -j\tau f(\tau) g(\tau - t) e^{-j\omega\tau} d\tau$ 。基于信号处理中瞬时频率的定义, 将 $\frac{\partial F(t, \omega)}{\partial \omega}$ 、 $F(t, \omega)$ 代入瞬时频率的计算式 $\omega_0(t, \omega) = -j \frac{[\partial F(t, \omega)] / \partial \omega}{F(t, \omega)}$, 从而得到与后续推导相关的瞬时频率表达式。

由式(10)可知, 当信号存在大幅度波动和频率调制干扰时 $[\varphi''(t), A^{(k)}(t)]$ 不能忽略, 原始频率估计算子 $\omega = \omega_0(t, \omega)$ 不能准确地估计信号的 IF。说明在这种情况下, SET 已不能准确提取信号中的时变规律。实际上, 大多数测量信号往往都含有很强的 AM-FM 分量。这类信号相位的 2 阶导数, 甚至高阶导数是不可忽略的。因此, 需要本文提出的 HSET 算法精确估计这类信号的时变规律。

为了更好地处理强 AM-FM 信号, 对信号的幅值和相位进行高阶泰勒展开, 完成对瞬时频率的更精确估计, 强 AM-FM 信号可表示为

$$f(t) = A(t) e^{2\pi i \varphi(t)} \quad (11)$$

$f(t)$ 的泰勒展开式 (ε 接近 t) 可表示为

$$f(\tau) = e^{\sum_{k=0}^N \frac{1}{k!} \{ [\lg(A)]^{(k)}(t) + i 2\pi \varphi^{(k)}(t) \} (\tau - t)^k} \quad (12)$$

对于信号的短时傅里叶变换, 设 $\tau = \xi - t$, 则短时傅里叶变换可改写为

$$F(t, \omega) = \int_{-\infty}^{+\infty} f(\tau + t) g(\tau) e^{-2\pi i \omega \tau} d\tau \quad (13)$$

将式(12)代入式(13), STFT 可表示为

$$F(t, \omega) = \int_{-\infty}^{+\infty} e^{\sum_{k=0}^N \frac{1}{k!} \{ [\lg(A)]^{(k)}(t) + i 2\pi \varphi^{(k)}(t) \} (\tau)^k} g(\tau) e^{-2\pi i \omega \tau} d\tau \quad (14)$$

将式(13)代入 $\omega_0(t, \omega) = -i \frac{\partial F(t, \omega)}{F(t, \omega)}$, 可获得高阶频率恢复算子为

$$\omega_0^N(t, \omega) = \sum_{k=1}^N r_k(t) \frac{F^{k-1} g(t, \omega)}{F^g(t, \omega)} = \frac{1}{i 2\pi} [\lg(A)](t) + \varphi'(t) + \sum_{k=2}^N r_k(t) \frac{F^{k-1} g(t, \omega)}{F^g(t, \omega)} \quad (15)$$

式中, $r_k(t)$ 为针对 k 定义的 t 的函数, 计算式为

$$r_k(t) = \frac{1}{(k-1)!} \left\{ \frac{1}{i 2\pi} [\lg(A)]^{(k)}(t) + \phi^{(k)}(t) \right\} \quad (16)$$

由式(15)可知, 当 $\varphi'(t)$ 之后的分量不等于 0 时,

$\omega_0(t, \omega) = \varphi'(t)$ 显然不再成立, 这是 SET 不适合处理强 AM-FM 信号的原因。

为构造新的频率提取算子来精确估计强 AM-FM 分量的 IF, 即 $\sum_{k=2}^N r_k(t) \frac{F^{k-1} g(t, \omega)}{F^g(t, \omega)}$ 的估计值。 $r_k(t)$ 的值应在 $k = 1, \dots, N$ 时确定。假设信号具有 N 阶泰勒展开, 则 $\tilde{q}^{[k, N]}$ 可表示为

$$\tilde{q}^{[k, N]}(t, \omega) = \gamma_N(t, \omega), \tilde{q}^{[k, N]}(t, \omega) = \gamma_j(t, \omega) - \sum_{k=j+1}^N x_{k,j}(t, \omega) \tilde{q}^{[k, N]}, j = N-1, N-2, \dots, 2 \quad (17)$$

式中, $\gamma_j(t, \omega)$ 、 $x_{k,j}(t, \omega)$ 的定义如下: 对任意 (t, ω) 、 $F(t, \omega) \neq 0$, $\partial_{\omega} x_{j,j-1}(t, \omega) \neq 0$ 使 $\gamma_1(t, \omega) = \omega_0(t, \omega)$ 和 $x_{k,1}(t, \omega) = \frac{F^{k-1} g(t, \omega)}{F^3(t, \omega)}$, 且 $k = 1, \dots, N$, 则

$$\begin{cases} \gamma_j(t, \omega) = \frac{\partial_{\omega} \gamma_{j-1}(t, \omega)}{\partial_{\omega} x_{j,j-1}(t, \omega)} \\ x_{k,j}(t, \omega) = \frac{\partial_{\omega} \gamma_{j-1}(t, \omega)}{\partial_{\omega} x_{j,j-1}(t, \omega)} \end{cases} \quad (18)$$

对于 $j = 2, \dots, N, k = j, \dots, N$, 结合式(17)、式(18), 可确定 $\tilde{q}^{[k, N]}$ 的值, 即可获得 $r_k(t)$ 。因此, 高阶频率检索算子可表示为

$$\omega_0^N(t, \omega) = \omega_0(t, \omega) + \sum_{k=2}^N \tilde{q}^{[k, N]}(t, \omega) [-x_{k,1}(t, \omega)] \quad (19)$$

若 $F^g(t, \omega) \neq 0$, 且 $\partial_{\omega} x_{j,j-1}(t, \omega) \neq 0$, 则 $\omega_0^N(t, \omega)$ 的实部 $\text{Re}[\omega_0^N(t, \omega)]$ 为信号的精确瞬时频率。通过高阶频率检索算子, 可得高阶 SEO。在定义高阶 SEO 之前, 通过 $\omega_0(t, \omega) = -i \frac{\partial F(t, \omega)}{F(t, \omega)}$, $\omega_0(t, \omega)$ 可表示为

$$\omega_0(t, \omega) = [-i \frac{F^{g'}(t, \omega)}{F(t, \omega)}] + \omega \quad (20)$$

将式(20)代入式(19), 可得

$$\omega_0^N(t, \omega) = \delta \left\{ -i \frac{F^{g'}(t, \omega)}{F(t, \omega)} + \omega + \sum_{k=2}^N \tilde{q}^{[k, N]}(t, \omega) [-x_{k,1}(t, \omega)] \right\} \quad (21)$$

因此, 高阶 SEO 的表达式为

$$O_{\text{HSEO}}^N(t, \omega) = \delta \left\{ -i \frac{F^{g'}(t, \omega)}{F(t, \omega)} + \omega + \sum_{k=2}^N \tilde{q}^{[k, N]}(t, \omega) [-x_{k,1}(t, \omega)] \right\} \quad (22)$$

由 $\delta(\cdot)$ 的性质, 可以得到

$$O_{\text{HSEO}}^N(t, \omega) = \begin{cases} 1, -i \frac{F^{g'}(t, \omega)}{F(t, \omega)} + \omega + \sum_{k=2}^N \tilde{q}^{[k, N]}(t, \omega) [-x_{k,1}(t, \omega)] = 0 \\ 0, -i \frac{F^{g'}(t, \omega)}{F(t, \omega)} + \omega + \sum_{k=2}^N \tilde{q}^{[k, N]}(t, \omega) [-x_{k,1}(t, \omega)] \neq 0 \end{cases} \quad (23)$$

合并式(20)、式(23)可以发现, $O_{\text{HSEO}}^N(t, \omega) = 1$ 意味着 $\omega_0^N(t, \omega) = \omega$ 。因此, O_{HSEO}^N 只有在 $\omega_0^N(t, \omega) = \omega$ 时才取 1, 否则等于 0。这样就可以准确地估计出强 AM-FM 信号真实的中频的位置。

$$O_{\text{HSEO}}^N(t, \omega) = \begin{cases} 1, & \left| \operatorname{Re} \left\{ -i \frac{F^{g'}(t, \omega)}{F(t, \omega)} + \omega + \sum_{k=2}^N \tilde{q}^{[k, N]}(t, \omega) [-x_{k,1}(t, \omega)] \right\} \right| < \Delta\omega \\ 0, & \left| \operatorname{Re} \left\{ -i \frac{F^{g'}(t, \omega)}{F(t, \omega)} + \omega + \sum_{k=2}^N \tilde{q}^{[k, N]}(t, \omega) [-x_{k,1}(t, \omega)] \right\} \right| \geq \Delta\omega \end{cases} \quad (24)$$

式中, $\Delta\omega$ 为最小单位频率间隔, $\Delta\omega = \omega_k - \omega_{k-1}$ 。

应该注意的是, 在实际应用中, 通常选择小于 $\Delta\omega$ 的值作为阈值, 例如 $\frac{\Delta\omega}{3}$ 或 $\frac{\Delta\omega}{5}$ 。这是因为当阈值接近 $\Delta\omega$ 或大于 $\Delta\omega$ 时, 在高阶频率估计中可能会错误提取, 则不属于信号的信息。根据上述分析, T_{HSET} 可表示为

$$T_{\text{HSET}}^N(t, \omega) = F(t, \omega) \delta[\omega - \omega_0^N(t, \omega)] \quad (25)$$

式中, N' 为高阶 SET 的阶数。

delta 函数 (即狄拉克 δ 函数) 是一种广义函数, 具有筛选性的关键特性。当一个函数与 delta 函数进行乘积运算时, 在积分运算下, delta 函数会筛选出该函数在其自变量取值为零处的函数值。在式(25)中, $\delta[\omega - \omega_0^N(t, \omega)]$ 会在 $\omega = \omega_0^N(t, \omega)$ 时, 取值为无穷大 (在广义函数下), 而在其他 ω 值处, 取值为 0。结合高阶同步提取算子 (Higher-order Synchroextracting Operator, HSEO) 的生成过程, 这种筛选性使得 HSEO 能够聚焦于与高阶瞬时频率 $\omega_0^N(t, \omega)$ 相对应的频率成分。在信号处理中, 高阶瞬时频率反映了信号更为精细和复杂的频率变化特征。通过与 delta 函数结合, HSEO 能够从原始信号的时频表示 $F(t, \omega)$ 中, 精准地提取出与高阶瞬时频率相关的信号成分, 而抑制其他频率成分的影响。当 $N=1$ 时, HSET 等效于 SET。当 $N > 1$ 时, HSET 可以进行更精确的能量集中。与 SET 类似, HSET 也可以通过式(26)重建信号。

$$f(t) \approx T_{\text{HSET}}^N[t, \varphi_k'(t)] / \hat{g}(0) \quad (26)$$

式中, $\varphi_k'(t)$ 是由 HSEO 确定的第 k 个模式的 IF。

HSET 算法具体的运算流程如图 1 所示。

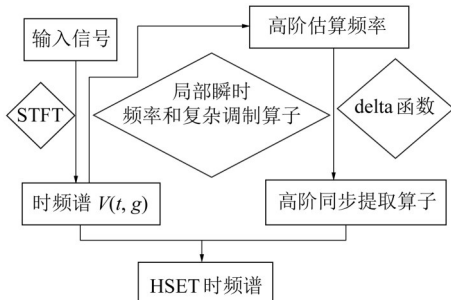


图 1 HSET 算法流程

Fig. 1 Algorithm flow of HSET

在实际应用中, 由于计算误差, 式(23)等于 0 的要求过于严格, 会导致信号的真 IF 被忽略。因此, 可将狄利克雷函数的判断条件适当放宽为

2 仿真研究

为了验证所提方法的有效性, 在此, 进行仿真实验。选取的仿真信号 $x(t)$ 为

$$\begin{cases} x_1(t) = \sin \{ 2\pi [330t + 16\cos(3\pi t)] \} \\ x_2(t) = e^{-0.6t} \cos \{ 2\pi [190t + 9\cos(3\pi t)] \} \\ x_3(t) = 2(1+t) \sin(2\pi \cdot 40t) \\ x(t) = x_1(t) + x_2(t) + x_3(t) \end{cases} \quad (27)$$

选取采样点数为 1 024, 采样时间为 1 s, 得到的时域波形如图 2 所示。

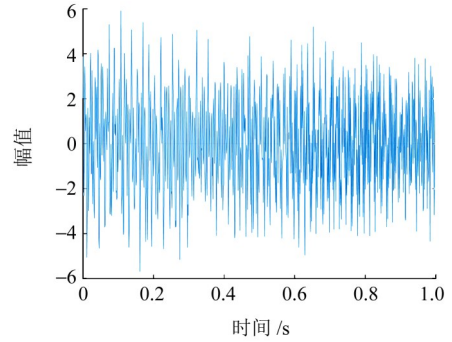


图 2 仿真信号时域波形

Fig. 2 Time-domain waveform of simulated signal

为了验证 HSET 的优势, 分别使用 STFT、同步压缩变换 (Synchronized Squeezing Transform, SST)、SET、HSET 对非线性调频信号进行处理, 可以得到该非线性调频信号依次处理后的时频谱图, 如图 3 所示。图 3(a) 是经 STFT 得到的时频谱图。受窗函数的固定性及海森堡不确定性原理的制约, 其分辨率较为粗糙, 且伴随显著的能量发散现象。由图 3(b) 可知, SST 的时频分析精度显著提升, 主要归因于 SST 对短时傅里叶变换生成的时频矩阵实施频域维度的收缩操作与成分重组。这使得信号能量在真实瞬时频率轨迹周围产生汇聚效应, 相较于传统 STFT 技术, 其时频联合分辨能力获得实质性改善^[15]。图 3(c) 是经 SET 得到的时频谱, 图 3(d) 为经 HSET 得到的时频谱。对比图 3(c)、图 3(d), SET 方法仍存在频率混叠和能量发散的问题; HSET 的时频分辨率更优, 具有更好的时频聚集性, 能量也更加集中在瞬时频率的轨道附近。

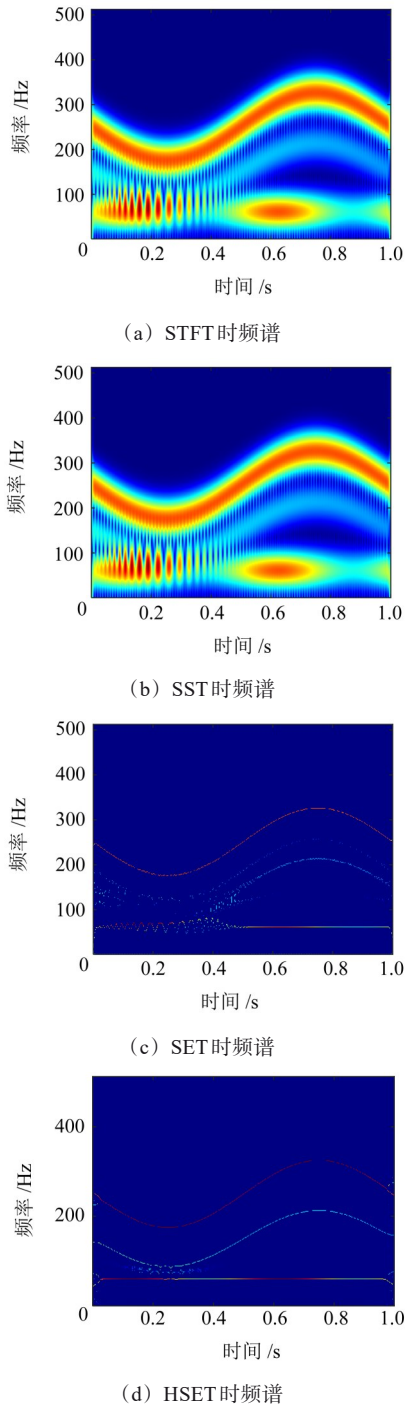


图3 仿真信号的时频特征

Fig. 3 Time-frequency characteristics of simulated signals

上述分析结果均基于理想条件下的模拟信号,未受噪声干扰;进一步探究存在噪声的情况下,4种时频分析方法的噪声鲁棒性的表现。Renyi熵在时频分析中的应用,主要集中在评估信号的时频表示的集中程度和噪声鲁棒性。Renyi熵的值越小,说明信号的能量在时频平面上越集中,这意味着所使用的时频分析方法在噪声干扰环境下可能有更好的表现^[16],因为它能更好地区分信号与噪声。

为进一步评估所提方法在不同噪声环境下的性能表现,选取0~30 dB输入信噪比范围,对多种时频分

析方法进行对比分析,结果分别如图4和图5所示。图4所示为4种时频方法在不同的输入SNR条件下的Renyi熵变化曲线。由图4可知,随着输入信噪比的降低,4种方法的Renyi熵整体呈上升趋势,这表明噪声干扰导致时频能量分布更加分散。在4种方法对比中,HSET方法在整个信噪比区间内均表现出更低的Renyi熵水平,尤其是在低信噪比(0~10 dB)条件下,其优势更加明显。这说明,HSET方法在强噪声背景下仍然能够保持较高的时频能量集中度,具有更强的抗噪能力和特征保持能力。

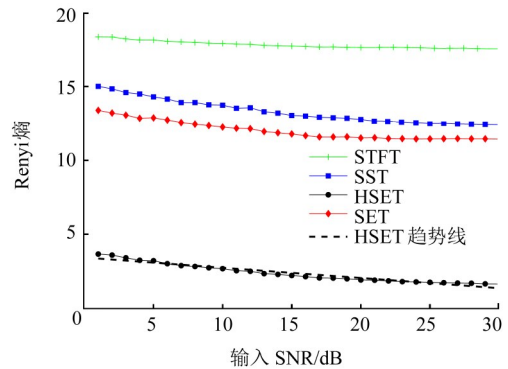


图4 不同噪声水平下4种时频分析方法 Renyi熵

Fig. 4 Renyi entropy of four time-frequency analysis methods under different noise levels

图5所示为基于不同方法进行信号重构后得到的输出信噪比变化情况。与Renyi熵指标不同,输出信噪比越高,表示重构信号质量越好。由图5可知,随着输入信噪比的提高,各方法的输出信噪比均有所提升,但不同方法之间存在明显差异。具体而言,HSET方法在整个信噪比范围内均取得了最高的输出信噪比,表明其在信号重构过程中能够更有效地抑制噪声干扰并保留原始信号的有效成分。相比之下,SET和SST方法的重构性能相对较低,尤其在低信噪比条件下,其输出信噪比提升有限,说明其抗噪性能不足。

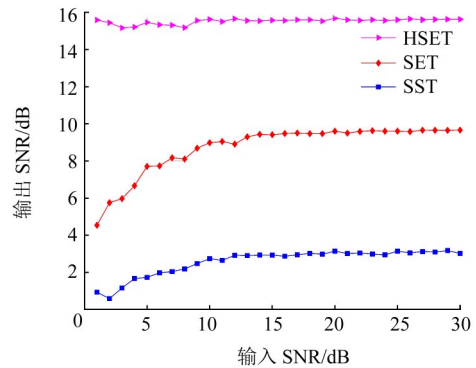
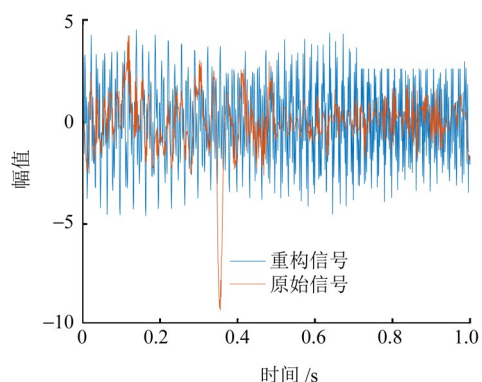


图5 不同噪声水平下的3种时频分析方法重构结果的信噪比

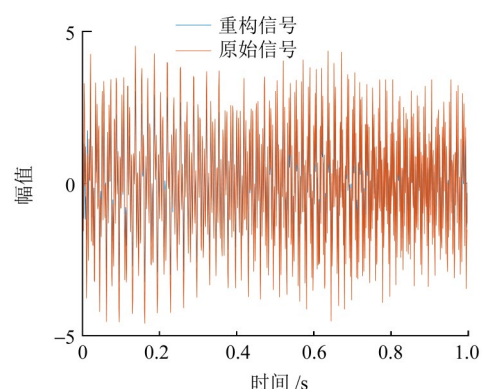
Fig. 5 Signal-to-noise ratio of the reconstructed signals obtained by three time-frequency analysis methods under different noise levels

图6所示为SET、HSET这2种方法的重构结果。由图6可知,在高信噪比(30 dB)条件下,HSET与SET

均能够较好恢复信号的整体结构,但HSET在细节保持方面更为准确,重构波形与原始信号的一致性更高。



(a) SET 重构结果



(b) HSET 重构结果

图6 2种方法的重构结果图

Fig. 6 Reconstructed signals obtained by two methods

综上所述,HSET方法在不同噪声水平下均表现出更优的时频聚集性与重构性能,体现了其在强噪声环境下的鲁棒性优势。

3 试验研究及分析

3.1 钢丝绳无损检测仪

试验采用由俄罗斯IntronPlus公司制造的INTROS型磁性钢索测试仪来对钢丝绳进行无损检测。INTROS型无损检测仪的外观及系统组成情况,分别如图7、图8所示。这款测试仪的核心技术在于其先进的强磁磁化技术,该技术的磁化强度极为突出,远远超过了常规的14 T。当对比弱磁磁化与强磁磁化时,可以清晰地看到强磁磁化所带来的显著优势。它不仅在检测过程中表现出极佳的重复性,确保了每次检测结果的一致性和可靠性,而且所采集的数据也因为其高质量而具备了极高的参考价值。这些数据对于后续的钢丝绳状态分析、寿命预测以及维护决策等都起到了至关重要的作用。在实际测量过程中,为了全面、准确地获取钢丝绳的漏磁信号,避免出现漏磁信号遗漏的情况,工作人员会在钢丝绳的周向位置合理布置多个霍尔传感器,以此来对产生的漏磁信号进行收集。

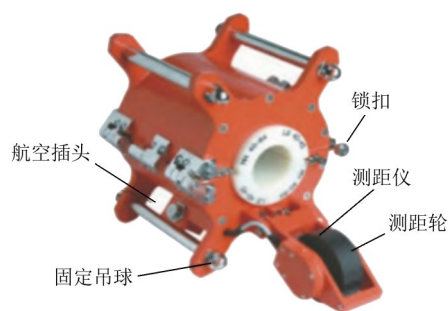


图7 INTROS型无损检测仪

Fig. 7 INTROS type non-destructive testing instrument



图8 钢丝绳检测系统

Fig. 8 Steel wire rope detection system

基于钢丝绳损伤的形态特征与严重程度分析,在漏磁检测领域,钢丝绳的损伤类型分为2大核心类别:局部损伤(Local Fault, LF)与横截面积损失(Loss of Metallic Area, LMA)。在深入探讨这2大类别时,可以发现,LF这一类别尤为复杂,具体地包含了多种情况,诸如外部断丝、内部断丝以及明显、严重的深度磨损等。这些情况无一不凸显出钢丝绳金属横截面积所经历的急剧且明显的缩减特性。LF的特征极为鲜明,它直接关系到钢丝绳金属材质的横截面积在短时间出现的大幅度减少。相对而言,LMA则更加侧重于描述在相对较长的轴向距离范围内,钢丝绳的金属横截面积以一种较为缓慢且渐进的方式逐渐减小。这种损伤的常见表现形式多种多样,包括但不限于长时间的磨损累积、因环境因素导致的锈蚀等。这些现象均在不同程度上导致了钢丝绳整体强度的逐渐下降,从而对其承载能力和使用寿命产生了不可忽视的影响^[17]。在钢丝绳损伤检测范畴内,常结合LMA、LF这2种缺陷信号,综合评估钢丝绳横截面积缩减程度及断丝数目。LMA着重于钢丝绳金属面积缺损状况,其计算方法通过对比检测部位横截面积与基准部位(即钢丝绳金属横截面积最大值所处位置)得出相对度量值,并以百分比形式表示。该数值若呈增长趋势,则明确指示金属缺损的程度愈发严重。而LF这一参数,主要聚焦于钢丝绳中所存在的不连续性特征,诸如断丝现象、显著的蚀坑问题等。其量化的衡量单位是毫伏(mV),这一数值的具体大小与断口的实际长度以及损伤的整体程度之间存在着极为紧密的关联性。LMA、LF这2种表征损伤的信号并非完全相互独立的

2个因素,它们在形成的过程中相互交织,存在着不可忽视的密切联系,这一点在相关研究中已得到证实^[18]。因此,当钢丝绳的金属横截面积因各种原因而发生一定程度的损失,并且这种损失累积到一定程度时,很可能会进一步恶化,最终演变为断丝这一更为严重的缺陷形式。图9为钢丝绳不同缺陷信号的特征。

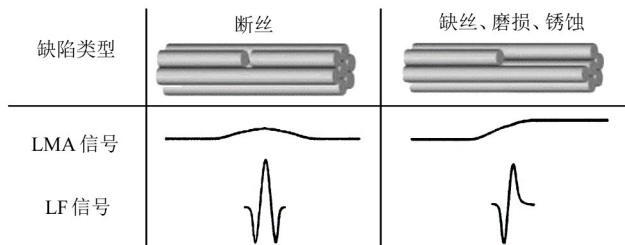


图9 钢丝绳不同缺陷信号特征

Fig. 9 Characteristics of different defect signals in steel wire rope

3.2 基于HSET的钢丝绳损伤信号的处理

在实际检测场景下,传感器接收到的信号通常会受到环境因素与现场条件的多重影响,导致信号中混杂有噪声,这可能会掩盖或扭曲被检测对象的关键特征。尤其在钢丝绳的漏磁检测中,由于钢丝绳的动态摆动和外部电磁场的干扰,噪声问题尤为严重,这对从信号中准确提取和识别损伤特征构成了挑战。为克服噪声对断丝特征提取的干扰,需要对采集信号进行去噪处理,以增强断丝相关特征并提升检测性能。有效的信号预处理是提升钢丝绳损伤识别准确性的关键步骤。

依据漏磁检测的基本原理,当1根经过磁化的钢丝绳表面存在断丝、磨损或者其他形式的缺陷时,这些缺陷将会在钢丝绳的横截面上引发局部区域的磁导率发生明显的降低。具体来说,由于缺陷的存在,原本均匀分布的磁力线在这些区域会发生弯曲或者偏离,从而无法像无缺陷部分那样顺畅地通过,进而导致部分磁力线泄漏到钢丝绳外部,产生了所谓的漏磁现象。这一现象为漏磁检测技术的实施提供了理论基础,即可通过检测漏磁场的分布和强度间接评估钢丝绳的完整性及其内部可能存在的缺陷。漏磁场的出现可通过霍尔效应传感器探测,具体表现为霍尔电压的变动,成为识别钢丝绳内部是否存在缺陷的重要线索。本研究聚焦于断丝缺陷的检测,用INTROS型磁性钢丝绳测试仪器,对钢丝绳进行了非破坏性检测。这种钢丝绳结构由6个三角形股构成,每股的外层由1 518根钢丝紧密排列,而在三角形股芯周围还缠绕有2层额外的钢丝。通过该设备获取的钢丝绳断丝缺陷原始信号如图10所示。蓝色实线为钢丝绳断丝的原始信号,红色实线为利用HSET对原始信号进

行重构后的结果。通过对比分析可以发现,经过处理后,原始信号中的干扰噪声得到了显著抑制,同时,损伤信号特征不仅得到了良好保留,还变得更加突出。这种优化处理为后续的特征识别奠定了坚实的基础。

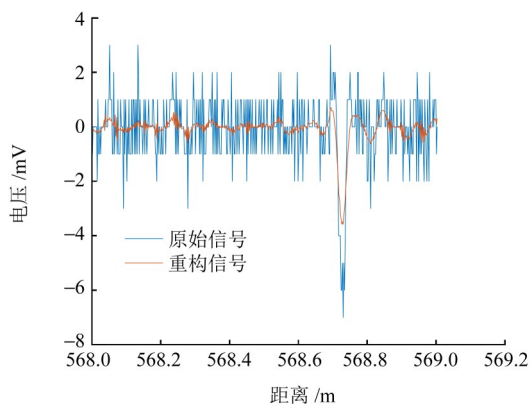
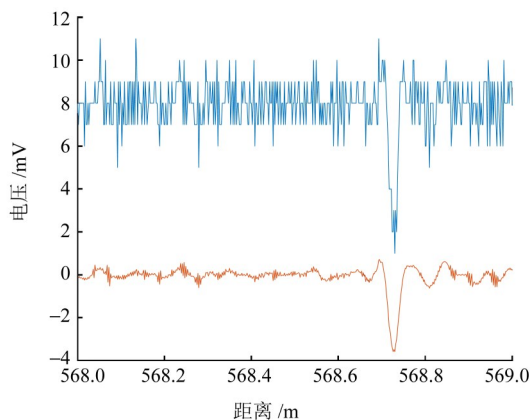


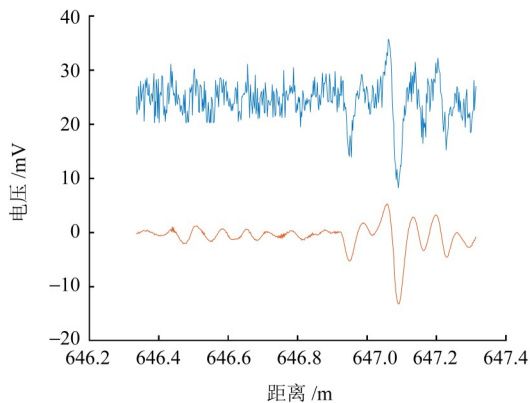
图10 钢丝绳断丝缺陷信号

Fig. 10 Breakage defect signal of steel wire rope

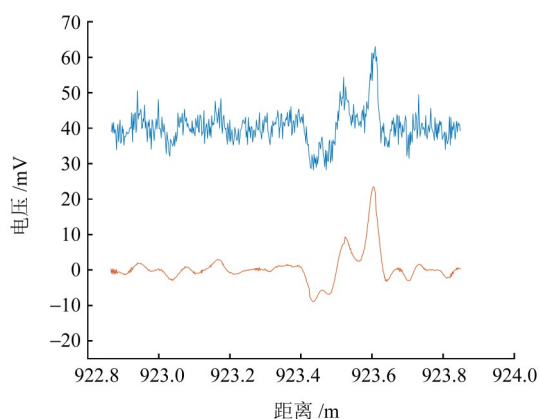
使用HSET方法分别对断1丝、断2丝、断3丝的钢丝绳原始缺陷信号进行重构,如图11所示。由图11可知,采用HSET重构处理后的信号显示出更高的稳定性和光滑度,能够清晰地显示信号损伤特征,从而显著提升了损伤信号特征提取的准确率。这一改进为后续钢丝绳损伤的定量分析奠定了扎实的技术基础。



(a) 1根钢丝绳断丝(断1丝)



(b) 2根钢丝绳断丝丝(断2丝)



(c) 3 根钢丝绳断丝(断 3 丝)

图 11 重构的断丝信号

Fig. 11 Reconstructed breakage defect signal

3.3 钢丝绳损伤信号的特征提取与归一化处理

3.3.1 钢丝绳损伤信号的特征提取

损伤信号特征参数的提取是钢丝绳损伤定量分析中的关键环节,所选特征参数须充分表征损伤特性且具备强抗干扰性,以有效揭示钢丝绳损伤状态信息。针对去噪后的钢丝绳损伤信号进行深入剖析,结果显示,不同断丝数量下的信号峰值及其峰-峰值存在明显差异,且损伤沿轴向分布距离亦对波形宽度有所影响。据此,将峰-峰值、波宽和波域作为此次钢丝绳损伤量化研究的主要特性参量。图 12 为钢丝绳损伤信号的典型波形特征。

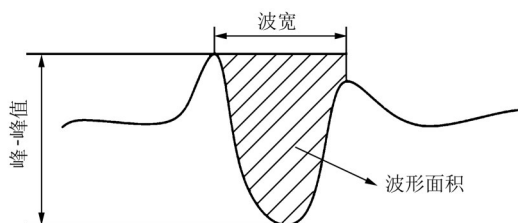


图 12 钢丝绳损伤信号的典型波形特征

Fig. 12 Typical waveform characteristics of damage signal for steel wire rope

1) 峰-峰值: 峰-峰值定义为信号波形的极值,即波形最高点与最低点之间的差值。这一指标的优势在于其不受信号基线波动的干扰,从而降低了识别过程中的误差概率,使得最终的识别结果更加精确可靠。

2) 信号波宽: 钢丝绳损伤信号的波宽定义为信号波形从偏离正常状态到恢复至初始状态的时间长度。

3) 波形面积: 波形区域定义为钢丝绳损伤信号从起始点到恢复至正常状态的波形与其无损基线之间围成的积分区域,具体的计算式为

$$S = \sum_{n=k'}^{k'+N_0} x(n) \quad (28)$$

式中, k' 为波动初始的采样位置; N_0 为波动区间内的采样点总数; $x(n)$ 为第 n 个采样点处损伤信号的幅度值。

为了验证 HSET 对原始信号重构后的信号准确性,

分别制备了断 1 丝、断 2 丝、断 3 丝的钢丝绳试样。每种断丝情况设置 100 个试验样本,总计可提取 300 组特征参数。表 1 列出了部分钢丝绳损伤信号的特征参数。

表 1 钢丝绳断丝损伤信号特征值部分数据归一化样本表

Tab. 1 Broken wire damage signal feature values partly normalized sample table of steel ropes

峰-峰值	波宽	波形面积	序号
0.363 3	0.823 5	0.317 7	断 1 丝
0.318 7	0.676 4	0.460 5	断 1 丝
0.837 9	0.529 4	0.520 9	断 1 丝
0.268 2	0.470 5	0.787 5	断 2 丝
0.269 7	0.911 7	0.923 4	断 2 丝
0.662 7	0.705 8	0.054 4	断 2 丝
0.082 1	0.235 2	0.698 2	断 3 丝
0.789 7	0.911 7	0.629 1	断 3 丝
0.462 5	0.852 9	0.504 4	断 3 丝

3.3.2 钢丝绳损伤信号的归一化处理

在进行量化辨识之前,必须对目标数据进行归一化处理^[19]。这一步骤至关重要,因为其为后续利用人工神经网络进行模型的训练和试验奠定了坚实的基础。归一化的目的是确保所有数据都处于 1 个统一的尺度范围内,可以有效避免在神经网络训练过程中因数据量级差异过大而导致的收敛困难或训练效率低下的问题。只有在数据经过归一化处理之后,才能更加准确、高效地进行人工神经网络的训练与试验验证。通常情况下,输入向量与输出向量的量纲单位存在差异。在本次试验中,所选取的特征参数包括信号峰-峰值、信号波宽以及信号波形面积,每个特征参量都有不同的尺度单元。若将其直接送入神经网络进行辨识,则会造成量化辨识的输出误差,从而影响识别结果的准确性^[20]。为了解决这一问题,需要对特征参数进行归一化处理,即在数据输入前进行标准化操作,以消除不同数据指标因量纲差异而对试验结果产生的影响。具体而言,应对不同的特征参数在其各自的变动范围内分别进行变换。首先将所有特征参数的数据汇总整理,然后对每个特征参数单独进行归一化处理。对于某个特定的特征参数,确定其最大值 $x_{\max}$ 、最小值 $x_{\min}$ 后,将其归一化到 $[0,1]$ 内。其归一化变换式为

$$x'_i = \frac{x_i - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \quad (29)$$

式中, x'_i 为归一化转换后的数据; x_i 为某类的特征值之一; $x_{\max}$ 为与 x_i 相同种类的特性值的最大值; $x_{\min}$ 为与 x_i 相同种类的特性值的最小值。

将收集到的线缆损伤信号数据标准化,损伤信号的特征量标准化数据如表 1 所示。

3.4 钢丝绳损伤定量识别

在对钢丝绳断丝损伤程度进行定量评估时,采用反向传播 (Back Propagation, BP) 神经网络,并结合

HSET开展相关分析。研究以300组经HSET重构钢丝绳缺陷信号处理后的特征值归一化数据为基础,这些特征值包括峰-峰值、波宽和波形面积,它们能够有效反映钢丝绳的损伤特性,且经HSET处理后具备较强的抗干扰能力。为评估BP神经网络对不同断丝数量的识别能力,制作了断丝特征可视化散点图(图13)。数据经过了数据增强处理,模拟了实际检测中信号的变化情况,添加噪声以模拟实际检测环境中的干扰。合并增强数据与噪声数据后,利用Z-score标准化消除量纲差异,最终通过 t 分布随机邻域嵌入算法将三维特征降至二维空间,实现可视化。由图13可知,3类样本(断1丝、断2丝、断3丝)在特征空间中总体呈现出较好的聚类特性,各类别之间具有一定的分离度,说明所提取的特征能够有效表征不同断丝状态。然而,在局部区域仍可观察到少量样本存在交叠现象,尤其是断1丝与断2丝之间的边界较为接近,表明两类信号在某些特征维度上存在一定相似性。

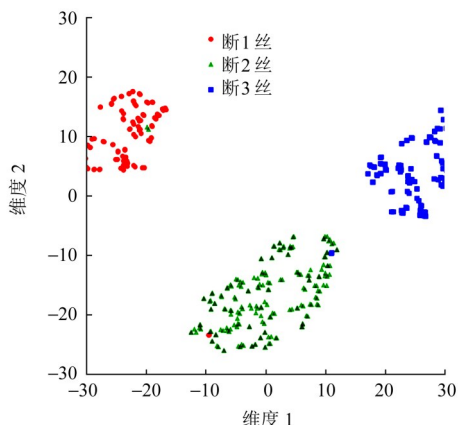


图13 断丝特征可视化散点图

Fig. 13 Visualization scatter plot of steel wire rope

图14所示为对应的分类混淆矩阵结果。由图14可知,虽然整体分类准确率较高,但断1丝与断2丝之间仍存在少量误判情况,而断3丝由于特征差异较为明显,分类准确率相对较高。

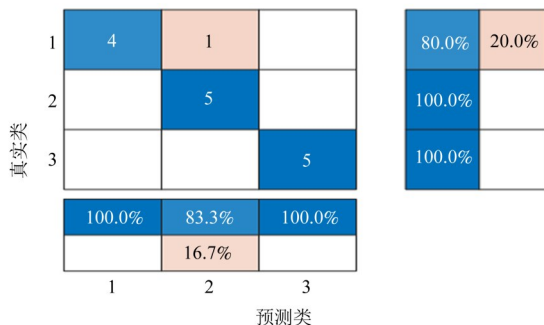


图14 混淆矩阵

Fig. 14 Confusion matrix

综合图13与图14可知,所提方法在整体上具有良好的分类性能,但在相邻类别之间仍存在一定混淆,这也为后续通过增加样本多样性或优化特征提取方法进一步提升识别精度提供了改进方向。

4 结论

针对SET方法精度不高、抗噪性能差和重构能力不足的问题,提出了一种HSET的新方法,经过仿真和试验研究,得出以下主要结论:

1)仿真结果表明,HSET方法在时频表征的精确性和时频分布的集中性方面,均优于传统方法。HSET在处理信号时能够更有效地捕捉和表达信号的动态特性。在0~30 dB的不同噪声干扰条件下,HSET方法展现出了最低的Renyi熵值。这意味着,HSET在噪声环境下具有更好的能量聚集性,从而能够提供更为精确的信号重构结果。这对于后续的钢丝绳缺陷信号重构和特征提取具有重要意义,为提高损伤检测的准确性打下了坚实的基础。

2)使用HSET对钢丝绳的原始缺陷信号进行重构,成功提取了3种关键的特征值:峰-峰值、波宽、波形面积。这些特征值能够充分反映钢丝绳的损伤特性,并且具有较强的抗干扰能力。对提取的特征值进行归一化处理后,综合散点图和混淆矩阵结果,可视化散点图能够直观展示数据分布特征,为模型性能评估提供了直观视角;而混淆矩阵则从具体数据层面,量化了模型对不同断丝数量的识别准确率。两者结合,可以更加直观地看出BP神经网络模型在钢丝绳断丝损伤定量识别中的性能表现,为后续改进模型、提高钢丝绳损伤定量识别的精度提供了参考依据。

参考文献(References)

- [1] YAN X L, ZHANG D L, ZHAO F. Improve the signal to noise ratio and installation convenience of the inductive coil for wire rope nondestructive testing[J]. NDT & E International, 2017, 92: 221-227.
- [2] LIU S W, SUN Y H, HE L S, et al. Weak signal processing methods based on improved HHT and filtering techniques for steel wire rope [J]. Applied Sciences, 2022, 12(14): 6969.
- [3] LIU S W, SUN Y H, JIANG X Y, et al. Comparison and analysis of multiple signal processing methods in steel wire rope defect detection by hall sensor[J]. Measurement, 2021, 171: 108768.
- [4] ZHANG O, WEI X Y. De-noising of magnetic flux leakage signals based on wavelet filtering method[J]. Research in Nondestructive Evaluation, 2019, 30(5): 269-286.
- [5] TIAN J, WANG H Y, BILEN S, et al. Application of a morphological non-sampling wavelet method to the online detection signal processing of coal mine wire rope [J]. Insight-Non-Destructive Testing and Condition Monitoring, 2019, 61(9): 521-527.
- [6] KIM J W, PARK S. Magnetic flux leakage-based local damage detection and quantification for steel wire rope non-destructive evaluation [J]. Journal of Intelligent Material Systems and Structures, 2018, 29(17): 3396-3410.
- [7] ZHANG J W, LU S L, GAO T Y. Quantitative detection of remanence in broken wire rope based on adaptive filtering and Elman neural network[J]. Journal of Failure Analysis and Prevention, 2019, 19(5): 1264-1274.
- [8] LIU S W, SUN Y H, MA W J, et al. A new signal processing method

- based on Notch filtering and wavelet denoising in wire rope inspection[J]. *Journal of Nondestructive Evaluation*, 2019, 38(2): 39.
- [9] 王红尧, 吴佳奇, 李长恒, 等. 矿用钢丝绳损伤检测信号处理方法研究[J]. *工矿自动化*, 2021, 47(2): 58-62.
WANG Hongyao, WU Jiaqi, LI Changheng, et al. Research on signal processing method of mine wire rope damage detection[J]. *Industry and Mine Automation*, 2021, 47(2): 58-62. (In Chinese)
- [10] 钟小勇, 陈科安, 张小红. 基于改进完备集成经验模态分解的钢丝绳缺陷漏磁检测方法[J]. *工矿自动化*, 2022, 48(7): 118-124.
ZHONG Xiaoyong, CHEN Ke'an, ZHANG Xiaohong. Steel wire rope defect magnetic flux leakage detection method based on improved complementary ensemble empirical mode decomposition [J]. *Journal of Mine Automation*, 2022, 48(7): 118-124. (In Chinese)
- [11] YU G, YU M J, XU C Y. Synchroextracting transform[J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2017, 64(10): 8042-8054.
- [12] LV S T, LV Y, YUAN R, et al. High-order synchroextracting transform for characterizing signals with strong AM-FM features and its application in mechanical fault diagnosis[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2022, 172: 108959.
- [13] DAUBECHIES I. Time-frequency localization operators: a geometric phase space approach[J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 1988, 34(4): 605-612.
- [14] TAO Z Y, LI G, COHEN L. Adaptive high-order time-frequency analysis via local polynomial Fourier transform[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2019, 67(15): 3944-3956.
- [15] WANG H W, FANG Z W, WANG H L, et al. A novel time-frequency analysis method for fault diagnosis based on generalized S-transform and synchroextracting transform [J]. *Measurement Science and Technology*, 2024, 35(3): 036101.
- [16] 葛丽英, 李志农, 胡志峰, 等. 基于同步提取广义 S 变换的机械故障诊断方法研究[J]. *兵器装备工程学报*, 2024, 45(2): 254-262.
GE Liying, LI Zhinong, HU Zhifeng, et al. Research on mechanical fault diagnosis method based on synchro-extracting generalized S-transform [J]. *Journal of Ordnance Equipment Engineering*, 2024, 45(2): 254-262. (In Chinese)
- [17] 陈嘉琪. 基于机器视觉的钢丝绳缺陷检测算法研究[D]. 合肥: 中国科学技术大学, 2024: 1-10.
CHEN Jiaqi. Research on defect detection algorithm of wire rope based on machine vision [D]. Hefei: University of Science and Technology of China, 2024: 1-10. (In Chinese)
- [18] YUAN Y L, WANG K H, CHEN B Y, et al. Nondestructive testing of coal mine wire ropes based on magnetic sensors[J]. *International Transactions on Electrical Energy Systems*, 2022, 2022: 1066163.
- [19] 宿文耀. 基于无损检测的钢丝绳损伤定量识别研究[D]. 济南: 山东大学, 2023: 5-20.
SU Wenyao. Research on quantitative identification of wire rope damage based on non-destructive testing [D]. Jinan: Shandong University, 2023: 5-20. (In Chinese)
- [20] 钟小勇, 刘志辉. 基于 IPSO-BP 神经网络的钢丝绳断丝损伤识别模型研究[J]. *中国安全生产科学技术*, 2020, 16(4): 70-75.
ZHONG Xiaoyong, LIU Zhihui. Research on identification model of broken wire damage on steel wire rope based on IPSO-BP neural network [J]. *Journal of Safety Science and Technology*, 2020, 16(4): 70-75. (In Chinese)

Research on nondestructive testing method of wire rope based on higher-order synchroextracting transform

YUAN Kai¹ LI Zhinong¹ ZHANG Xin² LONG Shengrong¹ LI Zhe³

(1. Key Laboratory of Nondestructive Testing, Ministry of Education, Nanchang Hangkong University, Nanchang 330063, China)

(2. Fujian Provincial Key Laboratory of Special Intelligent Equipment Safety and Measurement & Control, Fujian Special Equipment Inspection and Research Institute, Fuzhou 350008, China)

(3. AECC Shenyang Liming Aero-Engine Co., Ltd., Shenyang 110043, China)

Abstract: [Objective] Electromagnetic testing of wire ropes is often compromised by significant noise interference and the limited accuracy of traditional synchroextracting transforms in estimating instantaneous frequencies under strong noise conditions. [Methods] A signal processing method based on higher-order synchroextracting transform (HSET) was proposed. The signal's amplitude and phase were expanded into high-order Taylor series to derive high-order instantaneous frequencies. By combining these frequencies with a delta function, a higher-order synchroextracting operator was developed to retain critical time-frequency information while eliminating redundant energy, followed by signal reconstruction. [Results] The test results demonstrate that the proposed method effectively reduces spikes and abrupt changes in the detected signal, resulting in a more stable signal profile. Furthermore, it increases signal peaks at singularity points, providing a robust foundation for the quantitative identification of wire rope damage.

Key words: Wire rope; Higher-order synchroextracting transform; Time-frequency analysis; Nondestructive testing; Back propagation neural network

Corresponding author: LI Zhinong, E-mail: lizhinong@tsinghua.org.cn

Fund: National Natural Science Foundation of China (52075236); Open Fund of Fujian Provincial Key Laboratory of Special Intelligent Equipment Safety and Measurement & Control (FJIES2024KF06); Postgraduate Innovation Special Fund Project (YC2023-065)

Received: 2025-02-07 Revised: 2025-02-23

(编辑: 李立)