

基于小波变换和 S-G 滤波的多尺度平滑预处理方法

袁 超, 张 浩, 凌云汉, 孙 越, 黄达力, 张 南, 胡凤娇

(中国机械总院集团北京机电研究所有限公司, 北京 100083)

摘要: 针对模锻压力机在高压、高温、高速和高振动等恶劣环境下长时间服役时, 其信号存在非线性、不平稳、易被强烈背景噪声干扰等问题, 提出一种基于小波变换与 S-G 滤波的多尺度平滑预处理方法。其中, 小波变换方法对信号进行多尺度分解, 有效捕捉信号的特征和动态变化, 并通过调整小波基函数和 S-G 滤波器参数来满足多尺度信号的特性和去噪需求; 逆离散小波变换用于重构信号, 实现信号的完整、连续和平滑。结果表明: 该方法可在多尺度水平上有效地消除噪声的同时保留有效的信息, 优于传统的移动平均法、S-G 滤波、小波变换强制消噪处理法和门限消噪方法。

关键词: 模锻压力机; 数据预处理; 小波变换; S-G 滤波; 多尺度平滑; 消除噪声

DOI: 10.13330/j.issn.1000-3940.2023.06.020

中图分类号: TH165.3

文献标志码: A

文章编号: 1000-3940 (2023) 06-0140-16

Multiscale smoothing preprocessing method based on wavelet transform and S-G filtering

Yuan Chao, Zhang Hao, Ling Yunhan, Sun Yue, Huang Dali, Zhang Nan, Hu Fengjiao

(Beijing Research Institute of Mechanical & Electrical Technology Co., Ltd. CAM, Beijing 100083, China)

Abstract: For the problem that the signal of the die forging press was affected by nonlinearity, instability, and strong background noise interference in harsh environments such as high pressure, high temperature, high speed, and high vibration during long-term operation, a multiscale smoothing preprocessing method based on wavelet transform and S-G filtering was proposed. Among them, the wavelet transform method decomposed the signal in multiscale to effectively capture the characteristics and dynamic changes of the signal, adjusted the wavelet basis function and S-G filter parameters to meet the characteristics of the multiscale signal and denoising requirements. The inverse discrete wavelet transform was used to reconstruct the signal to realize the integrity, continuity, and smoothness of the signal. The results show that this method can effectively eliminate noise at the multiscale level while retaining effective information, which is superior to traditional moving average method, S-G filtering, wavelet transform forced denoising processing method and threshold denoising method.

Key words: die forging press; data preprocessing; wavelet transform; S-G filtering; multiscale smoothing; noise immunization

模锻压力机是现代制造业中重要的生产设备, 广泛应用于金属零件的成形和锻造等工艺过程。在生产过程中, 模锻压力机的稳定性、准确性和可靠性对产品的质量和生产效率至关重要。然而, 由于模锻压力机在高压、高温、高速和高振动等恶劣环境下长时间服役, 其信号存在非线性、不平稳、易被强烈背景噪声干扰等问题^[1]。因此, 开展模锻压力机信号预处理技术研究, 为后续模锻压力机故障诊

断和寿命预测提供真实、可靠的数据具有重要意义。

模锻压力机信号预处理技术主要包括信号采集、数据预处理和特征提取。

(1) 信号采集是模锻压力机状态监测的基础环节。在模锻压力机的运行过程中, 需要实时采集各类传感器的信号数据, 如位移传感器、打击力传感器、液压传感器和气压传感器等。这些信号数据能够反映模锻压力机的运行状态、动态变化和异常现象, 为后续的数据分析和故障诊断提供关键信息。信号采集过程中需要考虑采样频率、量程、精度和噪声等因素, 以确保采集到的数据具有较高的信噪比和可靠性。

(2) 数据预处理是模锻压力机状态监测中的关键环节, 主要目的是消除噪声、剔除异常数据和平滑数据等, 为后续的特征提取和故障诊断提供可靠

收稿日期: 2023-04-02; 修订日期: 2023-05-11

基金项目: 国家重点研发计划 (2022YFB3706904); 国家科技重大专项 (2018ZX04000024)

作者简介: 袁 超 (1992-), 男, 博士研究生

E-mail: 804785930@qq.com

通信作者: 张 浩 (1963-), 男, 硕士, 研究员, 博士生导师

E-mail: zh_hao@sina.com

的数据基础。常用的数据预处理方法包括滤波、平滑和归一化等^[2]。滤波方法可以分为线性滤波和非线性滤波, 常见的线性滤波有低通滤波、高通滤波和带通滤波等; 非线性滤波有中值滤波和双边滤波等。平滑方法包括移动平均法、指数平滑法和Savitzky-Golay平滑法等^[3-4]。数据归一化则是将数据转化为统一的度量标准, 消除不同量纲和量级的影响, 常见的归一化方法有最大最小归一化、Z-score归一化等^[5]。

(3) 特征提取是模锻压力机状态监测中的核心环节, 旨在从预处理后的数据中提取有助于判断设备状态和故障的关键特征。根据信号的性质和特点, 特征提取方法可分为时域特征提取、频域特征提取和时频域特征提取。时域特征包括均值、方差、峰值、峰峰值等; 频域特征包括功率谱密度、频率分量的能量等; 时频域特征提取方法包括短时傅里叶变换(Short-Time Fourier Transform, STFT)、小波变换(Wavelet Transform, WT)等。通过对这些特征指标的计算和分析, 可以初步判断模锻压力机的工作状态和异常情况。

本文重点研究模锻压力机的数据预处理过程, 如图1所示。首先, 通过采集4路位移传感器信号、4路打击力传感器信号、2路气压传感器采集的平衡缸的气压信号和2路液压传感器采集的制动器油压信号, 获取模锻压力机的运行状态数据。然后, 对采集的信号进行数据预处理, 以消除噪声和提取关键信息。再通过对对比和分析不同滤波方法和特征指标的效果, 确定最优的滤波方法和特征指标组合。

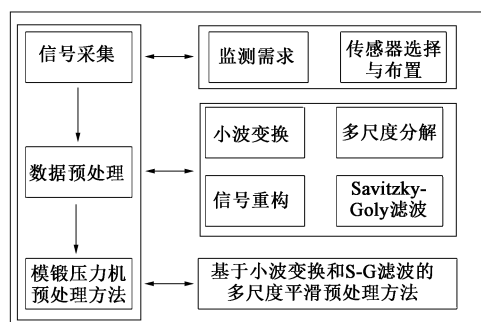


图1 模锻压力机数据预处理技术示意图

Fig. 1 Schematic diagram of data preprocessing technology for die forging press

1 数据预处理方法

1.1 移动平均法

移动平均法是一种统计学计算方法, 在信号处

理领域, 它被视为一种有限脉冲响应滤波器(Finite Impulse Response, FIR)。移动平均法的变体包括简单移动平均、指数移动平均、加权移动平均以及累积移动平均。在处理时间序列数据时, 移动平均法主要用于削减短期波动, 从而揭示长期趋势或周期性特征。短期与长期阈值的界定取决于应用背景, 即根据应用背景相应地调整移动平均法的参数。从数学角度来看, 移动平均法可被视为一种卷积操作, 因此, 可以将其视为信号处理中的一种低通滤波器示例。当移动平均法应用于非时间序列数据时, 其滤波器的频率分量较高, 但与时间无特定关联, 尽管通常隐含了某种排序。总的来说, 移动平均法的目标是使数据更加平滑。在信号处理领域, 移动平均法被广泛应用于降低噪声、增强信号质量和提高信号检测性能。

(1) 简单移动平均(Simple Moving Average, SMA)

所采集的一段监测信号可以视为一段时间排序的数列, 给定1个数列和1个固定子集大小, 移动平均数的第1个元素由数列的初始固定子集的平均值得到。然后, 通过向前移位修改子集, 即排除序列的第1个数, 并在子集中包含下一个值。式(1)表示SMA对于 t 时刻数据点的简单移动平均值的计算公式:

$$\bar{A}x_t = \frac{Ax_t + Ax_{t-1} + Ax_{t-2} + \cdots + Ax_{t-(N-1)}}{N} = \frac{1}{N} \sum_{i=0}^{N-1} Ax_{t-i} \quad (1)$$

式中: $\bar{A}x_t$ 为下一时刻的预测值; Ax_t 为所采集信号 t 时刻的值, Ax_{t-1} 为所采集信号 $t-1$ 时刻的值, 其余依次类推; N 为固定子集的大小, 即窗口长度; i 为索引变量, $i=0, \dots, N-1$ 。

每个时刻都会计算新的值替代原信号值, 以此实现简单移动平均的平滑处理。为了简化运算, 以式(2)作为后续各时刻点的计算:

$$\bar{A}x_t = \bar{A}x_{t-1} + \frac{1}{N}(Ax_t - Ax_{t-N}) \quad (2)$$

简单移动平均法的主要缺点是可大量通过比窗口长度短的信号, 并将其反转。但这可能会发生伪影, 例如, 在平滑结果中本应出现峰值的位置却出现在波谷位置。由于某些较高的频率未被正确消除, 这也将导致结果不如预期的平滑。

在故障诊断中, 简单移动平均可用于平滑处理设备监测到的信号, 以便更容易地发现潜在的异常或趋势。通过观察平滑后的信号, 诊断技术人员可

以更准确地判断故障的性质、发生的时间和可能的原因。但是,简单移动平均可能会导致一定程度的时间延迟,因此,在实际应用中需要根据实际情况选择合适的平均窗口长度。

(2) 指数移动平均 (Exponential Moving Average, EMA)

EMA 是以指数式递减加权的移动平均。各数值的加权影响力随时间呈指数式递减,越近期的数据加权影响力越重,但较旧的数据也给予一定的加权值。

加权的程度一般以常数 β 决定:

$$EMA_t = \beta EMA_{t-1} + (1 - \beta) P_t \quad (3)$$

式中: EMA_t 为当前 t 时刻的指数移动平均值; EMA_{t-1} 为 $t-1$ 时刻的指数移动平均值; P_t 为当前 t 时刻信号数据的原始值; β 为平滑系数,在 $0 \sim 1$ 之间,决定了历史数据的加权程度, β 值越大,表示越关注历史数据,越小则表示越关注近期数据。

(3) 加权移动平均 (Weighted Moving Average, WMA)

WMA 是计算平均值时将个别数据乘以不同权重数值,式 (4) 为 WMA 对于 t 时刻数据点的加权移动平均值的计算公式。加权移动平均是简单移动平均的加权形式,算法相似。

$$WMA_t = \sum_{i=1}^N w_i A_{t-i} \quad (4)$$

式中: WMA_t 是对 t 时刻数据点的加权移动平均值; A_{t-i} 为前 i 时刻的实际值; w_i 为第 i 时刻的权重系数。

1.2 S-G 滤波

S-G 滤波 (Savitzky-Golay Filtering) 是一种基于局部最小二乘法的平滑滤波技术,用于消除时间序列数据中的噪声。S-G 滤波的核心思想是:在每个数据点的局部邻域内拟合 1 个多项式,然后使用拟合得到的多项式值替换原始数据点。这种方法在消除噪声的同时保留了数据的高阶导数信息,适用于需要保留数据锐度的场景。

对于 1 个时间序列数据 $Y(t)$, $t = 0, 1, \dots, YN-1$, 其中 YN 为正整数,希望在每个数据点附近的邻域内拟合 1 个 l 阶多项式。对于每个数据点 $Y(t)$, 考虑其相邻 $2k+1$ 个数据点,其中 k 为正整数,则可以在这个局部邻域内拟合 1 个 l 阶多项式:

$$o(t) = a_0 + a_1 t + a_2 t^2 + \dots + a_l t^l \quad (5)$$

式中: $o(t)$ 为所拟合的多项式; $a_j (j = 0, 1, \dots, l)$ 为多项式系数。

目标是找到多项式系数 $a_j (j = 0, 1, \dots, l)$, 使得在局部邻域内的拟合多项式与原始数据的平方误

差最小:

$$E = \sum_{j=-k}^k [Y(t+j) - o(t+j)]^2 \quad (6)$$

式中: E 为拟合多项式与原始数据的平方误差; k 为正整数,用于确定窗长。

通过最小二乘法求解该优化问题,得到一个线性方程组用于计算多项式系数。求解该线性方程组后,可通过拟合得到的多项式 $o(t)$ 替换原始数据点 $Y(t)$ 。对所有的数据点重复该过程,最终得到平滑后的时间序列数据。

为简化计算,可以将 S-G 滤波表示为卷积计算,可预先计算 1 组卷积系数 $C_j (j = -k, \dots, k)$, 使得:

$$Y^{(t)} = \sum_{j=-k}^k C_j Y(t+j) \quad (7)$$

式中: $Y^{(t)}$ 为平滑后的数据点。通过该方式, S-G 滤波可以高效地应用于整个时间序列数据。

综上, S-G 滤波是一种基于局部多项式拟合的平滑滤波方法。通过最小化邻域内的平方误差,能够有效地消除噪声,同时还可以保留数据的高阶导数信息。但是对于非线性信号, S-G 滤波可能会导致信号畸变。由于滤波器基于局部多项式拟合,当信号存在较强的非线性特征时,滤波器可能无法准确捕捉到信号的真实形态。对于具有较强高频信息的信号, S-G 滤波可能导致有用信息的丢失。由于其低通滤波特性,高频信号被视为噪声信号,从而导致部分高频信息丢失,所以,参数选择对 S-G 滤波的性能具有较大影响。窗长和多项式阶数对滤波效果具有显著影响,因此,需要经过多次尝试和对比才能确定较为合适的参数组合。然而,在一些实际应用场景中,这种对参数的敏感性可能导致滤波效果不稳定,当面对输入信号具有变化的统计特性时, S-G 滤波表现出局限性。由于滤波器基于固定的窗长和多项式阶数,对于具有时间变化特性的信号, S-G 滤波可能无法适应其变化,从而影响滤波效果。

1.3 小波变换

小波变换 (Wavelet Transform, WT) 是一种在信号处理中广泛应用的多分辨率分析方法,其主要目的是针对信号的不同频率成分采用相应的分辨率进行有效分析^[6]。小波变换的核心原理在于寻找或构造 1 组特定的正交函数,用于表示或近似目标信号,这些函数被称为小波函数。连续小波变换可表述为:

$$WT(a, b) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{\infty} Bx(t) \varphi\left(\frac{t-b}{a}\right) dt \quad (8)$$

式中: $WT(a, b)$ 为连续小波变换; $Bx(t)$ 为待分

析信号; $\varphi\left(\frac{t-b}{a}\right)$ 为 1 个基小波或称为母小波函数; a 为伸缩因子 (亦称尺度因子); b 为平移因子。

通过对小波基函数 $\varphi(t)$ 进行伸缩和平移操作, 可以生成 1 组小波基函数集合。伸缩因子 a 负责调节小波基函数在时域内的伸缩程度, 变化 a 可使小波在横坐标上展宽或压缩。平移因子 b 则控制小波基函数在时域内的中心位置, 变化 b 可使函数波形在横坐标轴上移动。对于较大的伸缩因子 a , 基小波的时间窗口较宽, 从而实现较高的频率分辨率和较低的时间分辨率; 相反, 较小的伸缩因子 a 会导致基小波的时间窗口较窄, 进而实现较低的频率分辨率和较高的时间分辨率。因此, 小波变换具有出色的时频局部化特性, 能够通过长时间窗捕获低频信息以及短时间窗捕获高频信息, 非常适用于分析短时高频分量与长时低频分量共同构成的信号, 这正是机械监测信号所具备的特征。

图 2 为连续小波变换的时间分辨率和频率分辨率之间的关系。其中每个方框对应小波变换后时频图中的一个波系数。尽管方框的宽度和高度会发生变化, 但每个方框的面积始终相等, 即时间分辨率和频率分辨率的乘积是一个常数 (Heisenberg 测不准原理)。频率越低, 方框的高度越小, 频率分辨率越高; 频率越高, 方框的高度越大, 时间分辨率越高。

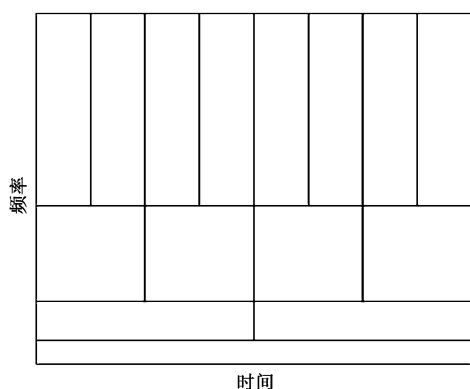


图 2 小波变换的时间分辨率和频率分辨率关系图
Fig. 2 Relationship diagram between time resolution and frequency resolution of wavelet transform

小波变换要求小波基函数 $\varphi(t)$ 只有在原点附近才有明显偏离水平轴的波动^[7], 在远离原点的地方函数值会迅速衰减为零, 所以, 对于任意参数对 (a, b) , 小波基函数 $\varphi\left(\frac{t-b}{a}\right)$ 在 $t=b$ 附近存在明显波动, 远离 $t=b$ 的位置将迅速衰减为零。式 (8) 表

明小波变换的本质是信号 $Bx(t)$ 在 $t=b$ 附近按 $\varphi\left(\frac{t-b}{a}\right)$ 进行加权平均, 参数 b 体现分析的时间中心, 参数 a 体现以 $t=b$ 为中心的分析范围大小。傅里叶分析的实质是将信号分解为无数个不同频率的谐波信号的组合, 而小波分析则是将原始信号分解为经伸缩和平移后的小波基函数的组合。小波变换的结果是得到许多不同尺度的小波系数。

连续小波变换 (Continuous Wavelet Transform, CWT) 的计算步骤如下。

(1) 选择小波基函数: 首先, 选择一个合适的小波基函数 (例如 Morlet 小波、Mexican Hat 小波等)。小波基函数应具有良好的频率-时间局部化特性, 以便捕捉信号的时频特性。

(2) 确定尺度因子 a 和平移因子 b : 连续小波变换需要在一系列尺度因子 a 和平移因子 b 上进行计算。尺度因子 a 决定了分析的频率范围, 平移因子 b 决定了分析的时间范围。通常, a 和 b 的取值范围和步长需要根据信号特性和分析需求进行选择。

(3) 计算连续小波变换: 对于每一对尺度因子 a 和平移因子 b , 使用式 (8) 进行连续小波变换。

(4) 构建时频图: 将式 (8) 计算得到的 CWT 值作为信号在不同尺度 (频率) 和位置 (时间) 上的表示。通常, CWT 的模值 (或能量) 用于表示信号的时频特性。可以将 CWT 的模值绘制成二维图像, 这样的二维图像被称为时频图 (Time-Frequency Map), 如图 3 所示, 能直观地展示信号的时频分布。

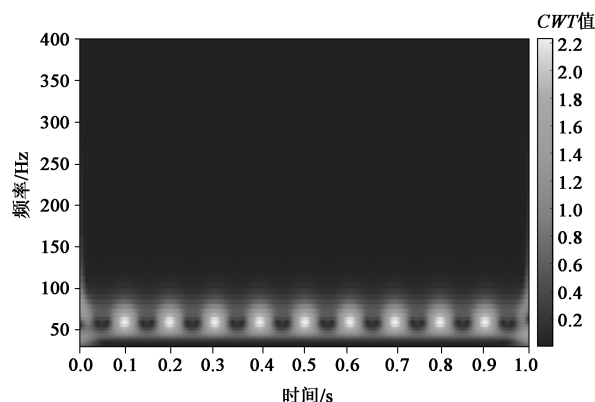


图 3 连续小波变换时频图

Fig. 3 Time frequency diagram of continuous wavelet transform

计算过程中 a 不断增大, 这表明小波变换的计算过程是从高频逐步向低频进行的。对于连续小波变换, a 和 b 的增加应该是连续的, 每次的增量是

一个足够小的值。但是在实际应用中，为了减少冗余和便于计算，往往对尺度因子和平移因子进行离散化，由此产生了离散小波变换。

离散小波变换通过 Mallat 算法来实现，Mallat 算法在小波分析中的地位和作用相当于快速傅里叶变换在傅里叶分析中的地位和作用。运用 Mallat 算法可以将原始信号进行逐层分解，每一层的分解结果由两部分组成即低频部分和高频部分，下一层分解使用的信号时间频率是上一层分解得到的低频部分，直到分解过程结束，而上一层分解得到的高频部分不再进行分解。

图 4 为离散小波变换的原理图。假设原始序列 $x(n)$ 的长度为 512 个采样点， n 为离散时间点，根据香农采样定理采样频率为 $2f$ ，信号的最高频率不超过 f 。首先，对该序列进行第 1 层分解，分别通过一个高通滤波器 $h(n)$ 和一个低通滤波器

$l(n)$ ，高通滤波后信号的频率范围变为 $f/2 \sim f$ ，低通滤波后信号的频率范围为 $0 \sim f/2$ ，滤波后的两个序列长度依然分别为 512 个采样点。但是，此时的信号是冗余的，由 Nyquist 定理可知，信号的频率范围减半后，信号的长度也相应减半。因此，每隔一个采样点提取一个数据，抽取后序列的长度为 256。高通滤波器输出（也被称为细节信号）的频率范围为 $f/2 \sim f$ 的 256 个数据即为第 1 层小波系数。低通滤波器输出（也被称为近似信号）的 256 个数据被用来继续进行第 2 层分解，得到频率范围为 $f/4 \sim f/2$ 、长度为 128 个点的第 2 层小波系数。按此方法直至第 8 层，此时序列的长度为 2 个采样点，无法再进行分解。最后，将每层分解得到的小波系数从最后一层开始串联起来形成一个新的序列，新序列长度为 $2+4+\dots+128+256=512$ ，与原始序列 $x(n)$ 的长度一致。

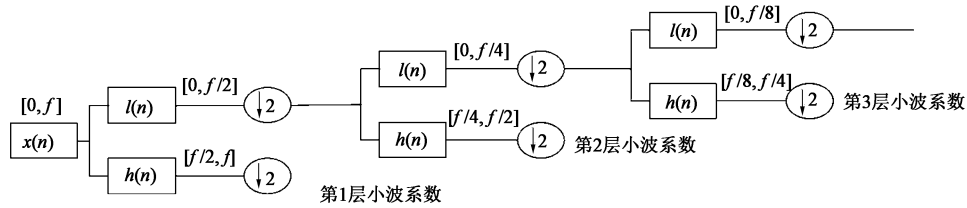


图 4 离散小波变换原理图

Fig. 4 Principle diagram of discrete wavelet transform

从小波分解过程可知，每次分解后数据量减半。因此，每进行 1 次分解，时间分辨率相应减半。进行第 K 次分解后，信号长度变为原始信号长度的 2^{-K} 。在高频（分解层数小），时间分辨率相对较高，又由于时间分辨率和频率分辨率的乘积为一常数，因此频率分辨率较低。在低频（分解层数大），时间分辨率相对较低，因此频率分辨率较高。在不同的层（对应不同的频率）使用不同的分辨率刻画信号，这就是小波的多分辨率分析。

Mallat 算法在每层的分解中得到的低频部分和高频部分通过滤波完成。对信号 $x(n)$ 进行滤波，在数学上是计算该信号和滤波器的冲激响应函数 $f(n)$ 之间的卷积。在离散时间域，卷积可表示为：

$$y(n) = x(n) \cdot f(n) = \sum_{m=-\infty}^{\infty} x(m)f(n-m) \quad (9)$$

式中： m 为用于卷积运算过程中遍历整个信号的变量。

由于滤波后还进行了减采样，每隔一个采样点提取一个数据，因此式 (9) 变为：

$$y(n) = x(n) \cdot f(2n) = \sum_{m=-\infty}^{\infty} x(m)f(2n-m) \quad (10)$$

如果用 $h(n)$ 表示高通滤波器的冲激响应，用 $l(n)$ 表示低通滤波器的冲激响应，那么滤波信号经减采样后的输出可分别表示为：

$$d_k(n) = x_k(n) \cdot h(2n) = \sum_{m=-\infty}^{\infty} x_k(m)h(2n-m) \quad (11)$$

$$a_k(n) = x_k(n) \cdot l(2n) = \sum_{m=-\infty}^{\infty} x_k(m)l(2n-m) \quad (12)$$

式中： $d_k(n)$ 为第 K 层小波系数； $a_k(n)$ 作为下一层分解的原始序列； $x_k(n)$ 为第 K 层待处理信号序列。

这里需要注意的是，在理论上，离散卷积的求和范围是从负无穷到正无穷（ $m=-\infty$ 到 $m=\infty$ ）。然而，在实际应用中，需要处理的信号和滤波器冲激响应都是有限长度的，因此，在计算卷积时，求和范围实际上是有限的。

经过 Mallat 算法分解以后，信号还可以通过重构算法进行重构，重构实质是分解的逆过程。在重

构的每1步,在相邻两个数据间插补1个零,再进行低通和高通滤波。经每层重构后,序列的长度增加1倍。

Mallat 算法没有对高频部分进行再次分解,因此频率分辨率并不高。相比之下,小波包分解是对 Mallat 算法的改进,其对已分解的低频信号和高频信号进行再次分解,频率划分更细致。小波包分解在高频部分具有更高的频率分辨率,是一种改进。但与 Mallat 算法一样,信号经小波包分解后,每层数据量均会减半,因此,时间分辨率也会降低一半。

总之,小波变换的分解能力较为强大,更适合于时频分析和多频段分析,且其信噪分离效果较好。但是,小波变换的精度受小波函数形状的影响,需要多次调整参数才能得到合适的变换结果。

2 基于小波变换与 S-G 滤波的多尺度平滑预处理方法研究

2.1 模锻压力机检测信号组成成分分析

模锻压力机具有往复运动部件和周期性运转的

部件,其辐射噪声的成分较为复杂。国内外学者对模锻压力机监测信号的组成成分进行了分析,主要包括确定性信号成分、调制信号成分和噪声信号成分^[8]。确定性信号是由于模锻压力机工作过程中的运动引起的,其随时间具有确定的函数关系;调制信号是由模锻压力机旋转构件在旋转过程中产生的周期性冲击作用引起的,最终产生调制辐射噪声信号,其具有2阶的统计特性;噪声信号主要为模锻压力机工作现场环境的噪声信号和监测系统中引入的噪声信号,该噪声信号一般为高斯白噪声,不具有1阶、2阶及高阶的统计周期性^[9]。模锻压力机监测信号中的确定性信号以及调制信号成分包含着丰富的运行状态和故障信息,因此,对其进行研究具有重要意义。图5~图7为模锻压力机监测的右前立柱位移、右后立柱位移、左前立柱位移、左后立柱位移、左前立柱打击力、左后立柱打击力、右前立柱打击力、右后立柱打击力、制动器油压(左侧)、制动器油压(右侧)、平衡缸气压(正面)、平衡缸气压(背面)4大类12小类信号的时域图。

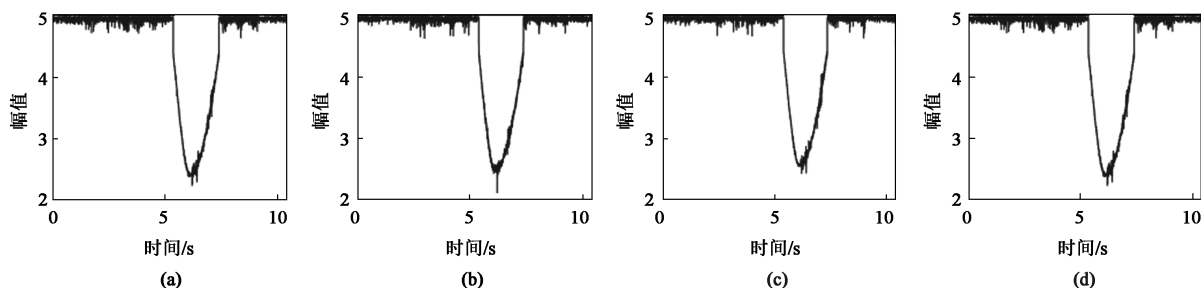


图5 模锻压力机位移-时间信号时域图

(a) 右前立柱 (b) 右后立柱 (c) 左前立柱 (d) 左后立柱

Fig. 5 Time domain diagrams of displacement-time signal for die forging press

(a) Right-front column (b) Right-back column (c) Left-front column (d) Left-back column

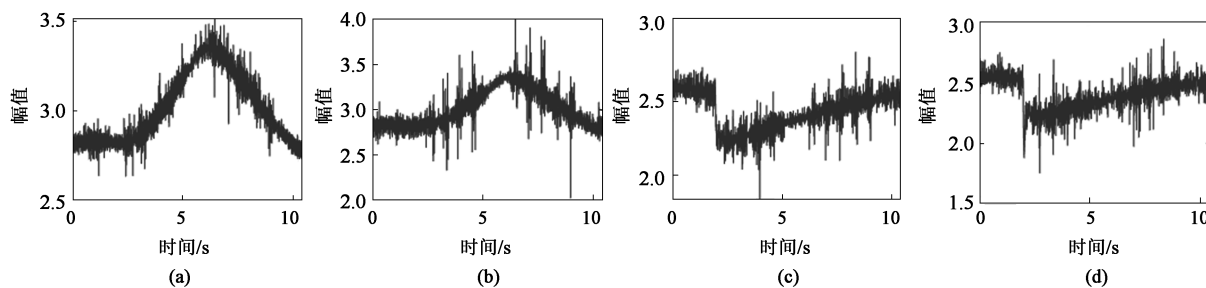


图6 模锻压力机压力-时间信号时域图

(a) 平衡缸正面气压 (b) 平衡缸背面气压 (c) 制动器左侧油压 (d) 制动器右侧油压

Fig. 6 Time domain diagrams of pressure-time signal for die forging press

(a) Positive pressure for balance cylinder (b) Back pressure for balance cylinder (c) Oil pressure in left side of brake

(d) Oil pressure in right side of brake

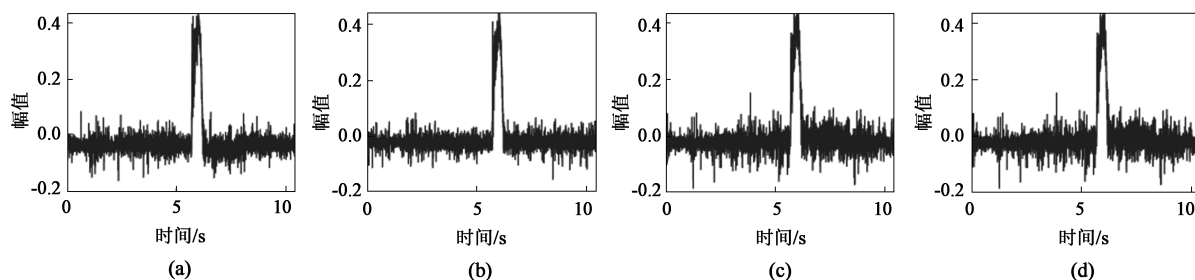


图 7 模锻压力机打击力-时间信号时域图

(a) 左后立柱 (b) 右后立柱 (c) 左前立柱 (d) 右前立柱

Fig. 7 Time domain diagrams of hitting power-time signal for die forging press

(a) Left-back column (b) Right-back column (c) Left-front column (d) Right-front column

本文以平衡缸气压信号为例,对模锻压力机监测信号的组成进行阐述,如图 8 所示。其中,确定性信号由模锻压力机工作运行状态决定,不受调制影响。由于冲击信号激励可能由机械故障产生,与噪声信号激励一样受到调制传递函数的

影响,转换成调制信号和噪声信号,3 个信号共同组成平滑缸气压信号。信号预处理的目的在于将实际现场采集到的监测信号进行滤波,尽可能去除噪声信号,保留调制信号以及确定性信号部分。

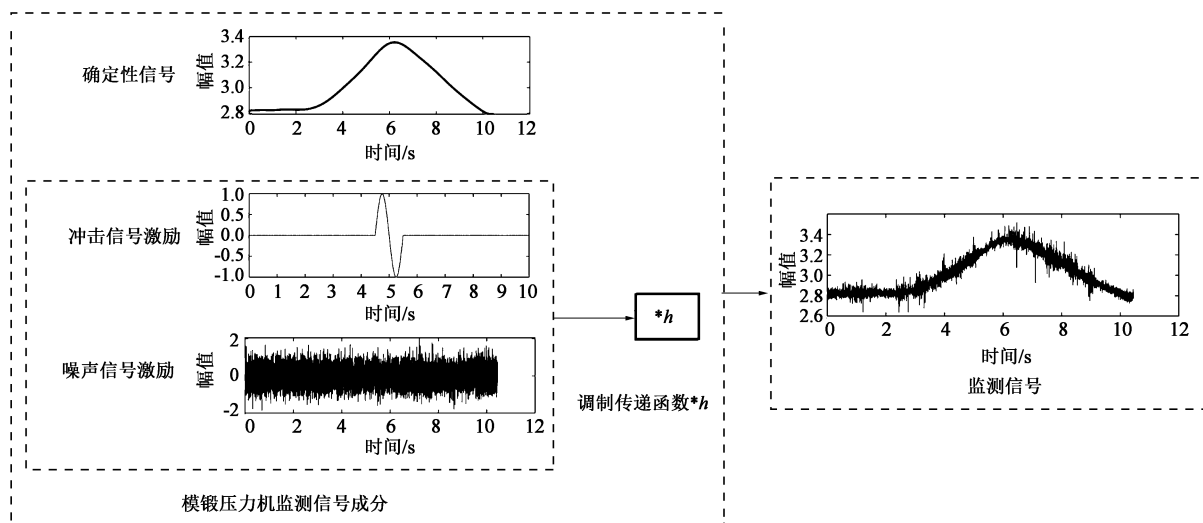


图 8 模锻压力机监测信号模型

Fig. 8 Model of monitoring signal for die forging press

本文提出基于小波变换和 S-G 滤波多尺度平滑预处理方法对模锻压力机监测信号进行滤波处理,并与移动平均法、S-G 滤波、小波分解降噪等常见滤波方法的效果进行对比。

2.2 多尺度平滑预处理方法

利用单一 S-G 滤波或者其他平滑预处理方法对原始信号降噪,在直接去除较大噪声信号的同时会使得部分有效信息同步丢失。针对以上问题,提出了基于小波变换和 S-G 滤波的多尺度平滑预处理方法。首先,对监测信号进行 S-G 滤波之前,先对信号进行小波变换;然后,根据每个尺度的噪声特性选择适当的 S-G 滤波器参数;在对各个尺度应用 S-G 滤波后,通过逆

小波变换重构平滑后的信号。该组合方法可以在多尺度水平上更加有效地消除噪声的同时保留有效的信息。

具体实现步骤如下。

(1) 对监测信号进行多尺度分解:首先,选择合适的小波基函数,利用小波变换(例如离散小波变换, DWT)对原始信号进行多尺度分解。在这个过程中,信号被分解为多个层次的近似(低频)成分和细节(高频)成分。这些成分表示了信号在不同尺度和频率范围内的特征。

(2) 应用 S-G 滤波器:在每个尺度上,将 S-G 滤波器应用于逼近和细节成分。S-G 滤波器可以有效减小噪声,同时保留信号的形状和特征。在这里,

S-G 滤波器的窗口长度和阶数参数可以根据信号的特性和去噪需求进行调整。

(3) 重构平滑后的信号: 将经过 S-G 滤波处理后的各个尺度的近似(低频)和细节(高频)成分重构成一个完整的信号。这个过程通常是通过逆离散小波变换(Inverse Discrete Wavelet Transform, IDWT)来实现。重构后的信号是原始信号的平滑版

本, 包含了去除噪声后的主要特征。

下面以模锻压力机平衡缸气压监测信号为例, 进行该方法的具体实现以及分析。本数据为模锻压力机正常工作情况下测得的平衡缸正面和背面气压数据, 采样频率为 1000 Hz, 每个打击行程信号为 8 s 以上, 部分数据时域图和去趋势后的频域图如图 9、图 10 和图 11 所示。

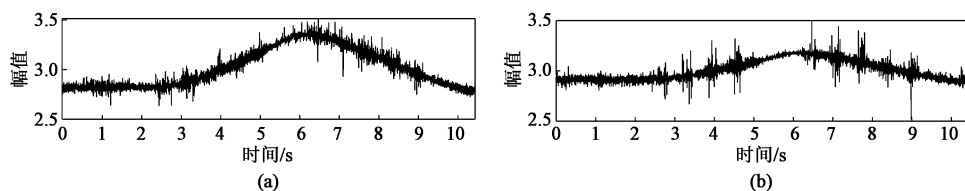


图9 平衡缸气压时域图

(a) 正面气压 (b) 背面气压

Fig. 9 Time domain diagrams of pressure for balance cylinder

(a) Positive pressure (b) Back pressure

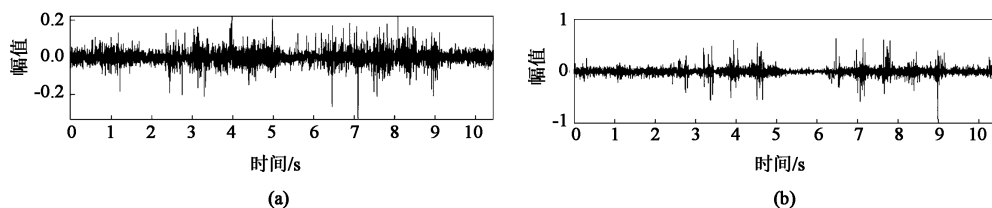


图10 去趋势后的平衡缸气压时域图

(a) 正面气压 (b) 背面气压

Fig. 10 Time domain diagrams of pressure for balance cylinder after detrending

(a) Positive pressure (b) Back pressure

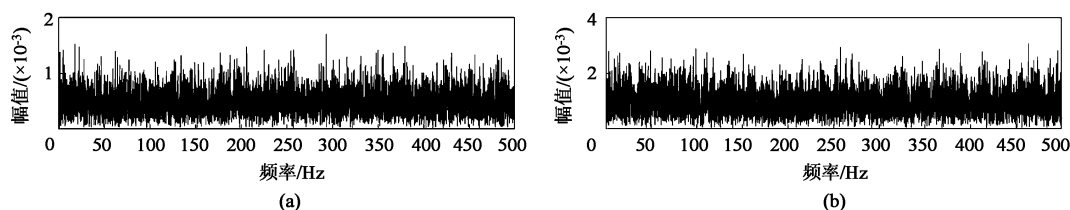


图11 去趋势后平衡缸气压频域图

(a) 正面气压 (b) 背面气压

Fig. 11 Frequency domain diagrams of pressure for balance cylinder after detrending

(a) Positive pressure (b) Back pressure

由图 9~图 11 可知, 原始平衡缸气压信号在去掉趋势信号即确定性信号后, 对其做快速傅里叶变换得到频域图, 频域图中由于噪声信号过多, 并不能得到任何有效信息, 也不能发现有效的频率成分。因此, 需要对信号做去噪处理。

首先, 选择合适的小波基函数, 这在小波变换中是一个重要的步骤。小波基函数的选择取决于需要分析的信号特性和应用场景, 可以选择常用的 Haar 小波、Daubechies 小波、Symlets 小波和 Coiflets

小波等。在实际应用中, 可以通过对比性能来选择最适合当前任务的小波基函数。

基于模锻压力机监测信号形态以及降噪目的, 选用 Daubechies (db) 系列小波, 图 12 为部分 db 系列小波的时域图。

本文对比了不同小波基函数在多尺度平滑预处理过程中对模锻压力机监测的原始信号的去噪效果, 通过信噪比 SNR 和均方误差 RMSE 来进行量化, 最后选择出最适合当前任务的一款小波基函数。信噪

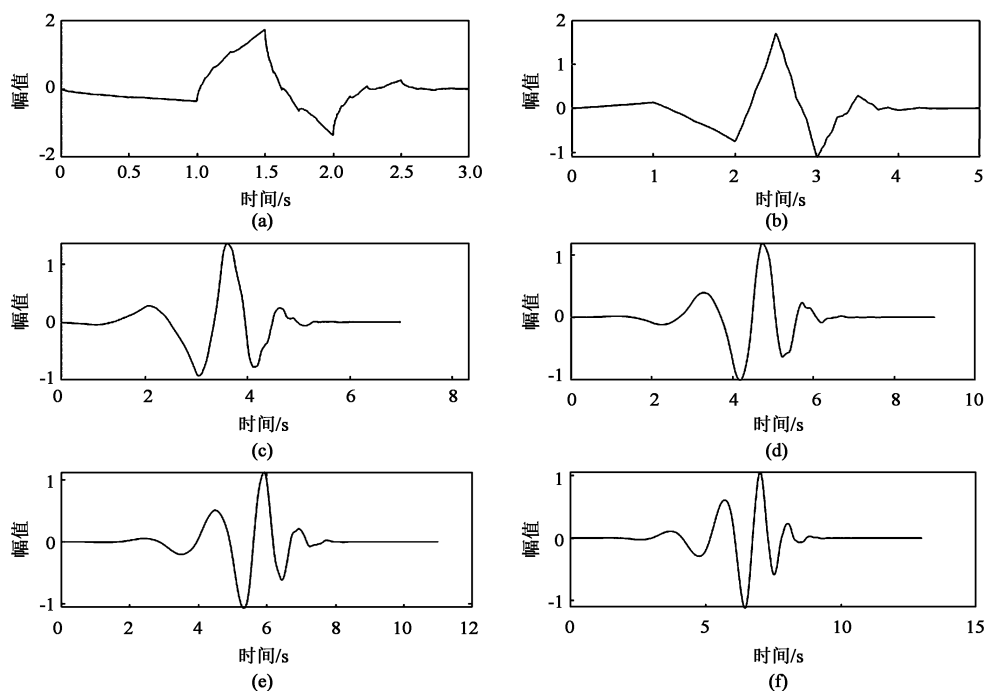


图 12 db 系列小波时域图

(a) db2 小波 (b) db3 小波 (c) db4 小波 (d) db5 小波 (e) db6 小波 (f) db7 小波

Fig. 12 Time domain diagrams of wavelet for db series

(a) Wavelet db2 (b) Wavelet db3 (c) Wavelet db4 (d) Wavelet db5 (e) Wavelet db6 (f) Wavelet db7

比 SNR 与均方误差 $RMSE$ 的计算公式如式 (13) 和式 (14) 所示, SNR 值越大, $RMSE$ 值越小, 则表明去噪效果越好。

$$SNR = 10 \lg \left[\sum_{q=1}^{SN} \frac{Cy_q^2}{(Cx_q - Cy_q)^2} \right] \quad (13)$$

$$RMSE = \frac{1}{SN} \sqrt{\sum_{q=1}^{SN} |Cy_q - Cx_q|^2} \quad (14)$$

式中: Cy_q 为模锻压力机监测的原始信号; Cx_q 为去噪后的信号; SN 为信号总长度。

在比较不同的小波基函数的去噪过程中, 首先将 S-G 滤波部分的参数统一, 做到控制唯一变量, 多项式阶数设置为 3, 窗口长度设置为 21。小波变换部分参数分解层数为 4 层。通过比较不同的小波基函数并计算其信噪比和均方误差, 结果如表 1 所示。

表 1 不同小波基函数的 SNR 和 $RMSE$ 值Table 1 SNR and $RMSE$ values for different wavelet basis functions

参数	db1	db2	db3	db4	db5	db6	db7
SNR	14.22	14.25	14.26	14.98	14.31	14.65	14.62
$RMSE$	3.09	3.06	3.05	2.43	3.01	2.79	2.82

由表 1 可知, db4 小波对应的 SNR 值为 14.98, $RMSE$ 值为 2.43, 在众多小波基函数中去噪效果最好, 因此选用 db4 小波。

对于模锻压力机监测信号, 以平衡缸气压的两路信号为例, 其进行小波变换多尺度分解, 如图 13 所示。

对于近似 (低频) 系数, 可以从图 13 中看出, 几乎不含有噪声信号, 所以就一般滤波而言, 小波变换后并不会对近似 (低频) 系数做任何的平滑操作。针对每个尺度的细节 (高频) 系数分别进行了 S-G 滤波, 不同尺度应用的 S-G 滤波参数也不同。S-G 滤波共需要两个参数: (1) 多项式阶数, 阶数越高, 拟合的多项式越复杂, 从而可以更好地保留信号的高频特征, 然而过高的阶数可能会导致过拟合, 从而在滤波后的信号中产生不真实的波动, 一般情况下, 阶数设置为 2 或 3 已经足够平滑大部分信号; (2) 窗口长度, 决定了滤波器的窗口长度, 较大的窗长可以更好地去除高频噪声, 较小的窗长对于高频噪声消除并不明显, 窗长必须大于或等于多项式阶数并且为奇数。就本次去噪任务而言, 为了滤除高频噪声信号, 保留确定性信号和带有有效信息的调制信号。结合图 13 可知, 越高层次的细节系数, 其低频成分越多, 高频成分越少, 故按照对

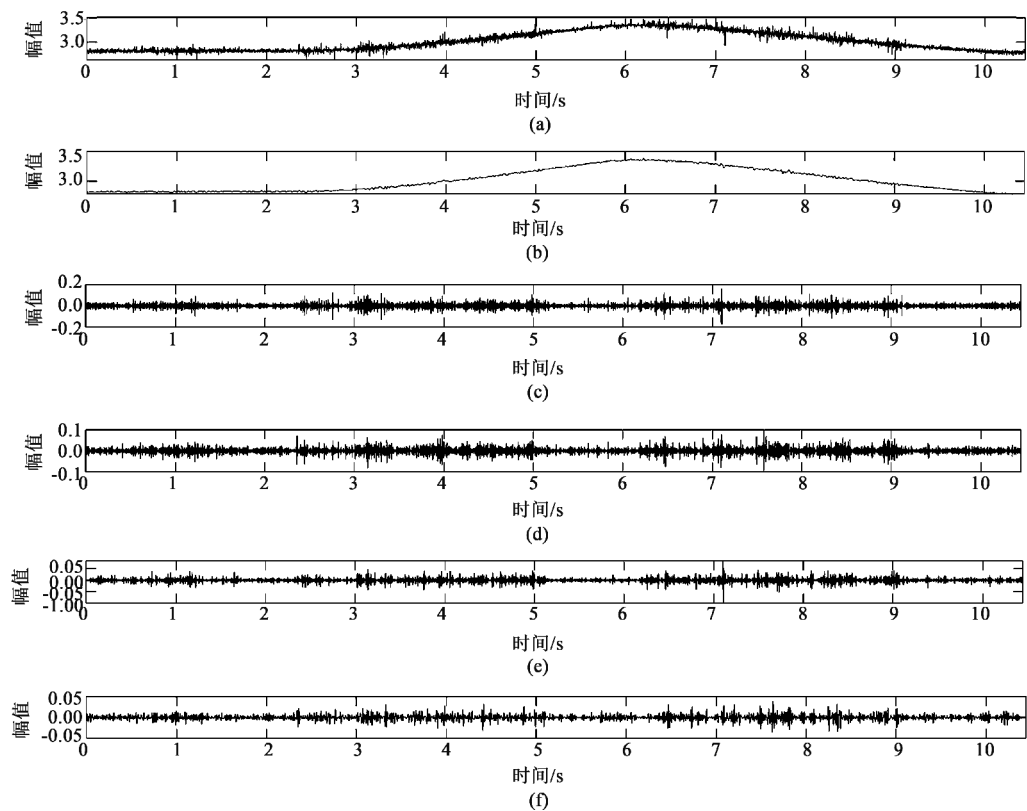


图 13 小波变换多尺度分解图

(a) 原始信号 (b) 尺度 4 近似系数 (c) 尺度 1 细节系数 (d) 尺度 2 细节系数 (e) 尺度 3 细节系数 (f) 尺度 4 细节系数

Fig. 13 Multiscale decomposition diagrams of wavelet transform

(a) Original signal (b) Approximation coefficient of scale 4 (c) Detail coefficient of scale 1 (d) Detail coefficient of scale 2
(e) Detail coefficient of scale 3 (f) Detail coefficient of scale 4

于越高层的细节系数，选用越小的窗长，以及越大阶数。经过多次实验调参，最终确定的具体参数选择如表 2 所示。

表 2 各尺度滤波参数的选择				
Table 2 Selection of filter parameters at various scales				
S-G 滤波参数	尺度 1	尺度 2	尺度 3	尺度 4
阶数	2	3	3	4
窗长	19	15	9	5

对各个尺度的细节（高频）系数进行 S-G 滤波后结果如图 14 所示。

与图 13 进行对比可以看出，各尺度高频噪声明显降低，同时对比噪声幅值也明显削弱，保留了低频特性，有效去除了噪声。然后，将各尺度 S-G 滤波后的各系数替代原小波分解后的各尺度系数，最后利用逆离散小波变换对信号进行重构，有效去除了原有信号中的噪声信号，完全保留了确定性信号以及调制信号，如图 15 所示。

3 信号预处理方法对比分析

为了更好地验证本文提出的基于小波变换与 S-G 滤波的多尺度平滑预处理方法的效果，将移动平均法包括简单移动平均、指数移动平均、加权移动平均与仅使用 S-G 滤波及小波降噪的方法进行时域和频域效果对比，并以信噪比 SNR 与均方根误差 $RMSEA$ 指标来进行量化对比。

图 16 为 4 种降噪滤波方法对模锻压力机平衡缸气压信号的处理效果。第 1 种是简单移动平均 (SMA)，选用窗长为 30。第 2 种是指数移动平均 (EMA)，加权的程度常数 β 选择为 0.3。第 3 种是加权移动平均 (WMA)，选择窗长为 10。第 4 种是基于小波变换与 S-G 滤波多尺度平滑预处理方法，小波选用 db4 小波，分解层数为 4 层，S-G 参数窗长如表 2 所示。可以很容易看出，基于小波变换与 S-G 滤波多尺度平滑预处理方法的效果最好，其他 3 种方法在处理气压信号时存在明显缺陷。简单移动

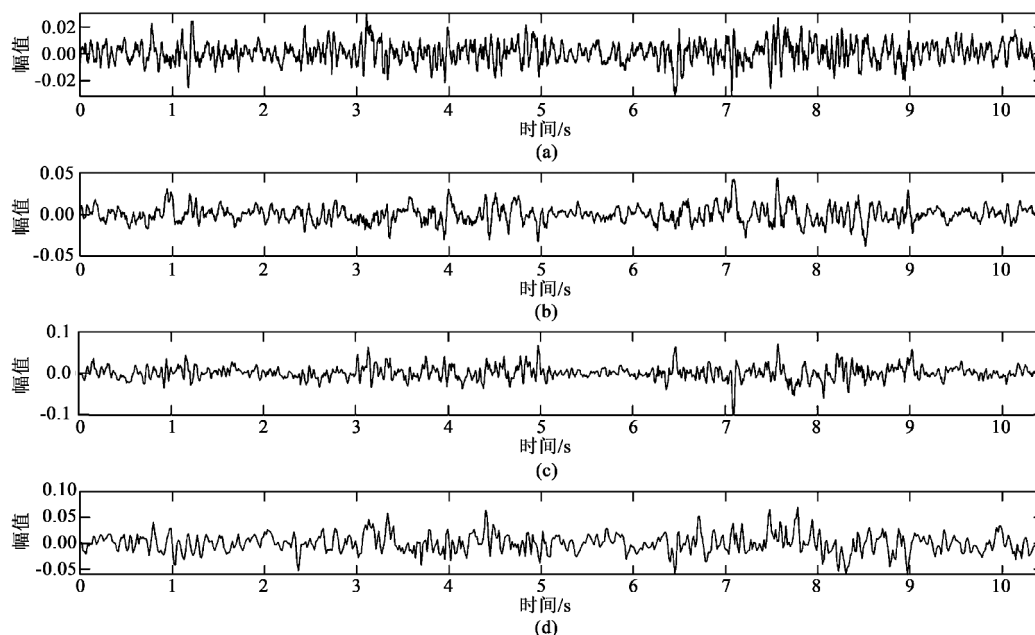


图 14 各尺度的细节系数经 S-G 滤波后的结果

(a) 尺度 1 (b) 尺度 2 (c) 尺度 3 (d) 尺度 4

Fig. 14 Results of detail coefficients at various scales after S-G filtering

(a) Scale 1 (b) Scale 2 (c) Scale 3 (d) Scale 4

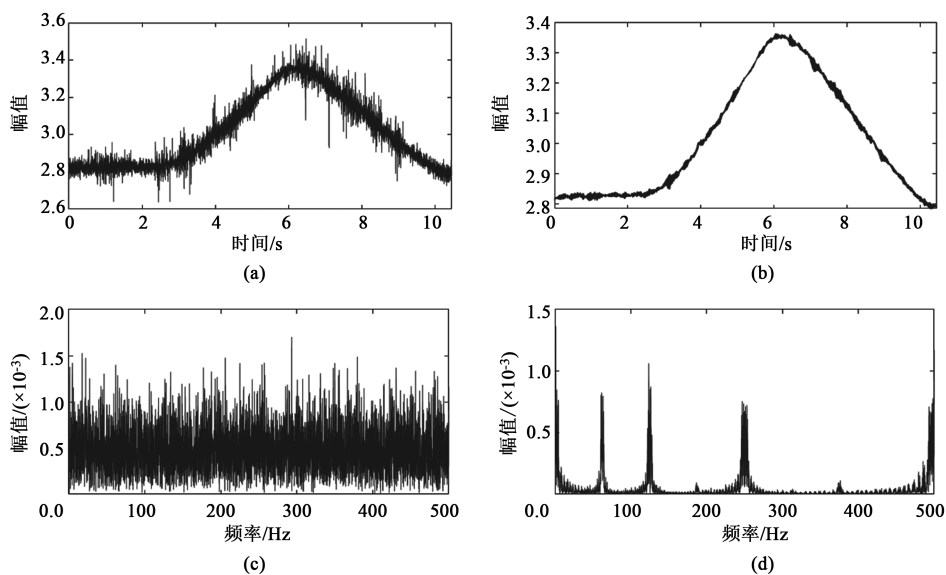


图 15 原信号与去噪后信号时域图

(a) 原始信号 (b) 基于小波变换和 S-G 滤波多尺度平滑处理后的重构信号 (c) 原信号去趋势后频域图

(d) 多尺度去噪去趋势后频域图

Fig. 15 Time domain diagrams of original signals and denoised signals

(a) Original signal (b) Reconstructed signal after multiscale smoothing processing based on wavelet transform and S-G filtering

(c) Frequency domain diagram of original signal after detrending (d) Frequency domain diagram after denoising and detrending at multiscale

平均方法在处理细节方面不够灵敏, 去除了大量潜在有用调制信号, 是一个低通滤波器。指数移动平均方法和加权移动平均方法对于噪声不够灵敏, 去噪效果较差, 同时, 在处理信号突变时的效果不如

基于小波变换与 S-G 滤波多尺度平滑预处理方法。

图 17 比较了各种移动平均处理方法和本文提出的方法在频域上的效果。通过原始数据的频谱对比, 可以明显地看出使用简单移动平均法 (SMA) 处理

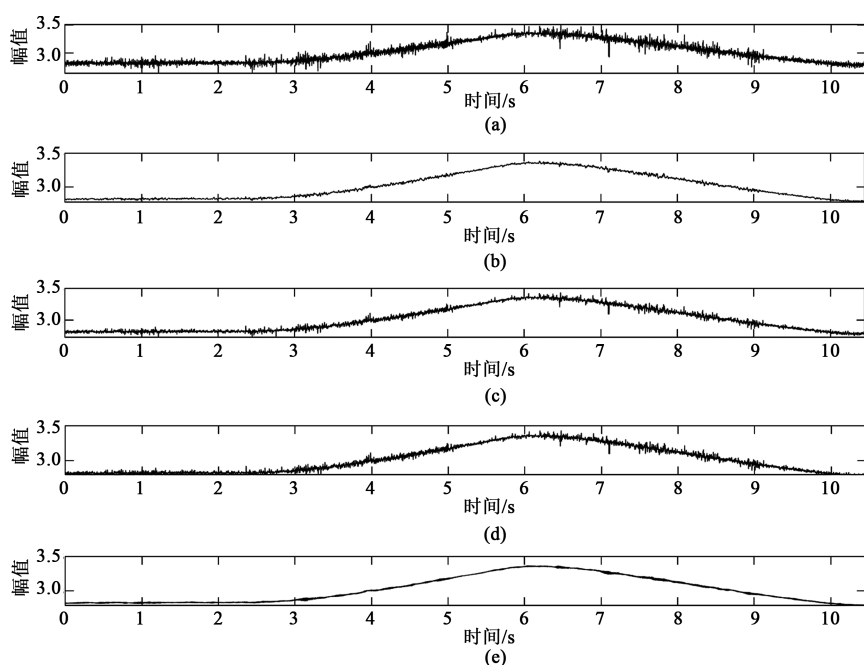


图16 移动平均法与本文方法的时域图对比

(a) 原始信号 (b) 使用SMA去噪的信号 (c) 使用EMA去噪的信号 (d) 使用WMA去噪的信号
(e) 基于小波变换和S-G滤波多尺度平滑处理后的重构信号

Fig. 16 Comparison of time domain diagrams between moving average method and method proposed in this paper

(a) Original signal (b) Signal after denoising by SMA (c) Signal after denoising by EMA
(d) Signal after denoising by WMA (e) Reconstructed signal after multiscale smoothing processing based on wavelet transform and S-G filtering

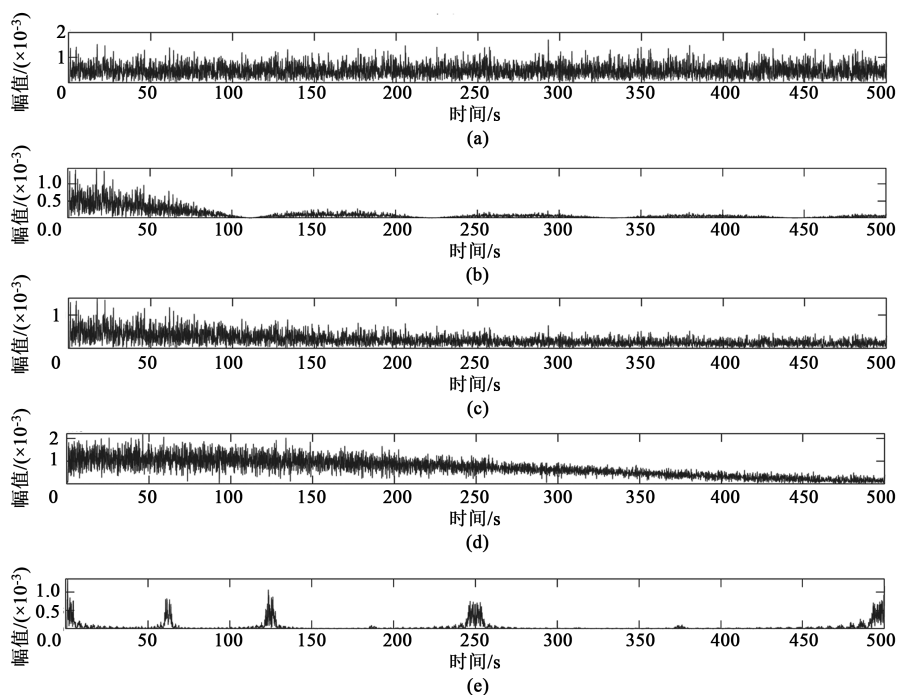


图17 移动平均法与本文方法频域图对比

(a) 原始信号去趋势后频域图 (b) 使用SMA去噪后信号频域图 (c) 使用EMA去噪后信号频域图
(d) 使用WMA去噪后信号频域图 (e) 使用本文方法去噪后时域图

Fig. 17 Comparison of frequency domain diagrams between moving average method and method proposed in this paper

(a) Frequency domain diagram of original signal after detrending (b) Frequency domain diagram of signal after denoising by SMA
(c) Frequency domain diagram of signal after denoising by EMA (d) Frequency domain diagram of signal after denoising by WMA
(e) Frequency domain diagram after denoising by method in this paper

后, 高频噪声成分明显减少, 去噪效果明显, 低频成分仍然较为杂乱。然而, 使用指数移动平均 (EMA) 和加权移动平均 (WMA) 处理后, 噪声成分逐渐减少, 去噪效果不明显, 而使用基于小波变换和 S-G 滤波多尺度平滑预处理方法的效果与前述方法相比, 优化效果非常显著。噪声的频率成分被压制至较低的水平, 突出了所需要的调制信号的频率成分, 效果非常理想, 这些结果证明了基于小波变换和 S-G 滤波多尺度平滑预处理方法的优越性。

图 18 展示了在时域和频域中, 对模锻压力机监测的平衡缸气压信号进行 Savitzky-Golay (S-G) 滤

波处理与采用本研究所提出方法处理后的效果对比。由于参数选择对 S-G 滤波的性能具有较大影响, 窗长和多项式阶数的不同会显著影响滤波效果, 因此, 通过对比不同参数的效果, 最终选定 S-G 滤波的窗长为 15、多项式阶数为 3。从时域分析来看, 两种方法在滤波效果上改善均较为显著, 其中 S-G 滤波在高频噪声消除方面表现更为明显。然而, 从频域分析的角度来看, S-G 滤波相当于一个低通滤波器, 将高频信号默认为噪声信号, 从而导致部分有用高频信息的丢失。相较于本研究所提出的方法, S-G 滤波的效果较差。

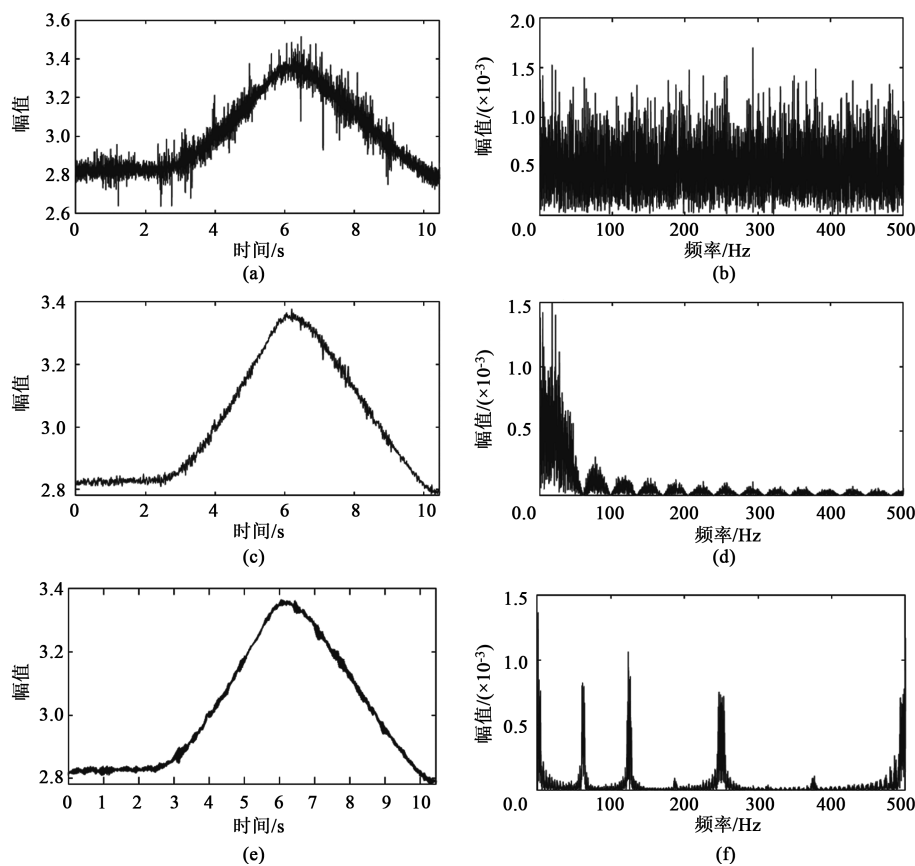


图 18 S-G 滤波与本文方法效果对比

(a) 原始信号 (b) 原始信号去趋势后频域图 (c) 使用 S-G 滤波去噪后信号 (d) 使用 S-G 滤波去噪后频域图
(e) 基于小波变换和 S-G 滤波多尺度平滑处理后的重构信号 (f) 使用本文方法去噪后频域图

Fig. 18 Comparison of effect between S-G filtering and method proposed in this paper

(a) Original signal (b) Frequency domain diagram of original signal after detrending (c) Signal after denoising by S-G filtering
(d) Frequency domain diagram after denoising by S-G filtering
(e) Reconstructed signal after multiscale smoothing processing based on wavelet transform and S-G filtering
(f) Frequency domain diagram after denoising by method in this paper

仅采用小波变换进行去噪的方法主要有两种: 一是强制消噪处理方法, 二是门限消噪处理方法^[10-12]。

强制消除噪声是小波分析中信噪分离的一种常用方法。该方法的思路为: 在小波分解过程中, 将

频率较低的小波系数视为信号, 将频率较高的小波系数视为噪声, 通过将噪声系数强制设置为零或其他特定值来消除噪声。这种方法通常在频率分析和信号处理领域中广泛应用, 特别是在需要对信号进

行降噪处理的情况下, 是一种有效的方法。然而, 这种方法的缺点为: 如果将频率较高的系数误判为噪声, 可能会导致信号中重要的信息丢失。因此, 在使用该方法时需要谨慎选择频率阈值, 避免丢失重要的信息。

门限降噪处理方法是一种在小波分解中使用门限技术来降低噪声的方法。该方法的思路为: 在小波分解过程中, 通过设置 1 个阈值来判断小波系数是否是噪声, 如果是噪声则将其系数强制设置为零。该方法可以通过在不同小波分解层次上设置不同的阈值来进行灵活控制。门限降噪处理方法的优点是简单易行, 并且可以很好地降低噪声。然而, 该方法的缺点是可能会将重要的信息误判为噪声并丢失, 因此, 在使用该方法时需要谨慎选择阈值。

图 19 为模锻压力机平衡缸气压原始信号与强制消噪法、门限消噪法和本文提出的基于小波变换及

S-G 滤波多尺度平滑预处理方法处理信号的时域图对比。其中, 强制消噪法和门限消噪法的小波分解层数依旧为 4 并选用 db4 小波, 在阈值设定方面, 本实验采用了中位数绝对偏差 (Median Absolute Deviation, MAD) 方法, 该方法利用分解后得到的小波系数计算出一个标准化系数并作为阈值。MAD 是指所有样本与样本中位数的绝对偏差的中位数, 这是一种经过标准化的偏差度量, 可以抵消数据集中的异常值影响, 该方法所得出的阈值是一个经过标准化的数值, 用于判断小波系数是否是噪声, 从而进行强制消噪和门限消噪处理。降噪效果上, 门限消噪的处理降噪效果最为明显, 但是其将很多有用信息误判为噪声信号, 去重构后波形基本只含有确定性信号的信息, 调制信号几乎全部丢失。强制降噪处理对于很多噪声信号并未处理到位, 其降噪效果明显弱于本文所提方法和门限消噪方法。

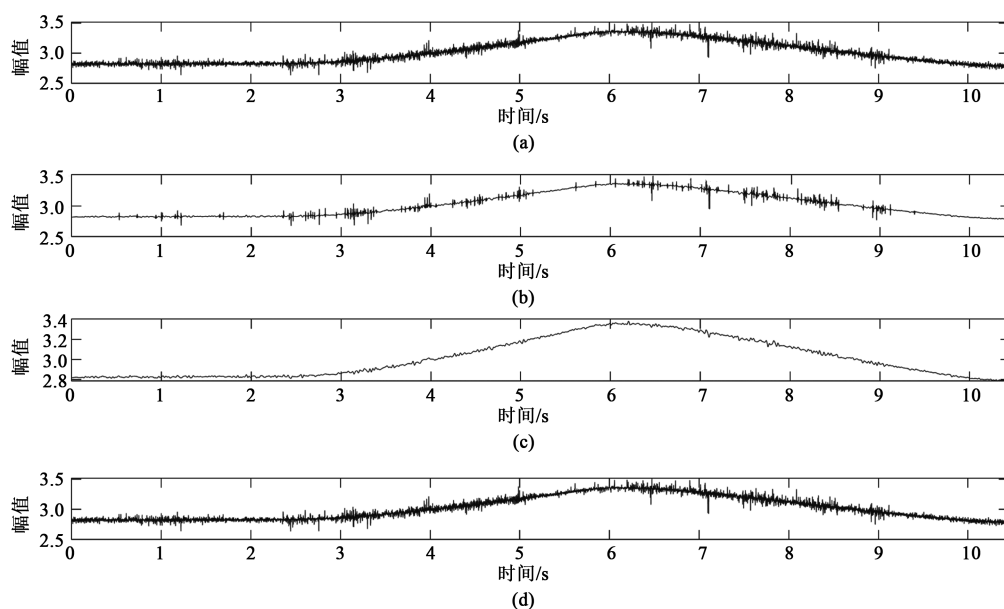


图 19 小波去噪与本文方法的时域图对比

(a) 原始信号 (b) 基于小波变换强制去噪后的重构信号 (c) 基于小波变换门限去噪后的重构信号
(d) 基于小波变换和 S-G 滤波多尺度平滑处理后的重构信号

Fig. 19 Comparison of time domain diagrams between wavelet denoising and method proposed in this paper

(a) Original signal (b) Reconstructed signal after forced denoising based on wavelet transform
(c) Reconstructed signal after threshold denoising based on wavelet transform (d) Reconstructed signal after multiscale smoothing processing based on wavelet transform and S-G filtering

图 20 为上述时域信号去趋势后进行的频域对比。与原始信号的频域图进行比较可以看出, 3 种方法的降噪效果均较为明显, 强制消噪法去噪效果较差, 高频噪声比另外两种方法多。门限消噪对于高频噪声压制较为明显, 但这两种方法对于有用调制信号的突出并未处理到位。

前面进行了各个信号的时域和频域对比分析, 为提高结果的准确度, 这里提出两个降噪效果的指标信噪比 SNR 与均方根误差 RMSE, 主要对比原始信号和上述滤波方法降噪后的信号, 通过式 (13) 和式 (14) 计算得到, 如表 3 所示。

由表 3 可知, 基于小波变化与 S-G 滤波多尺度

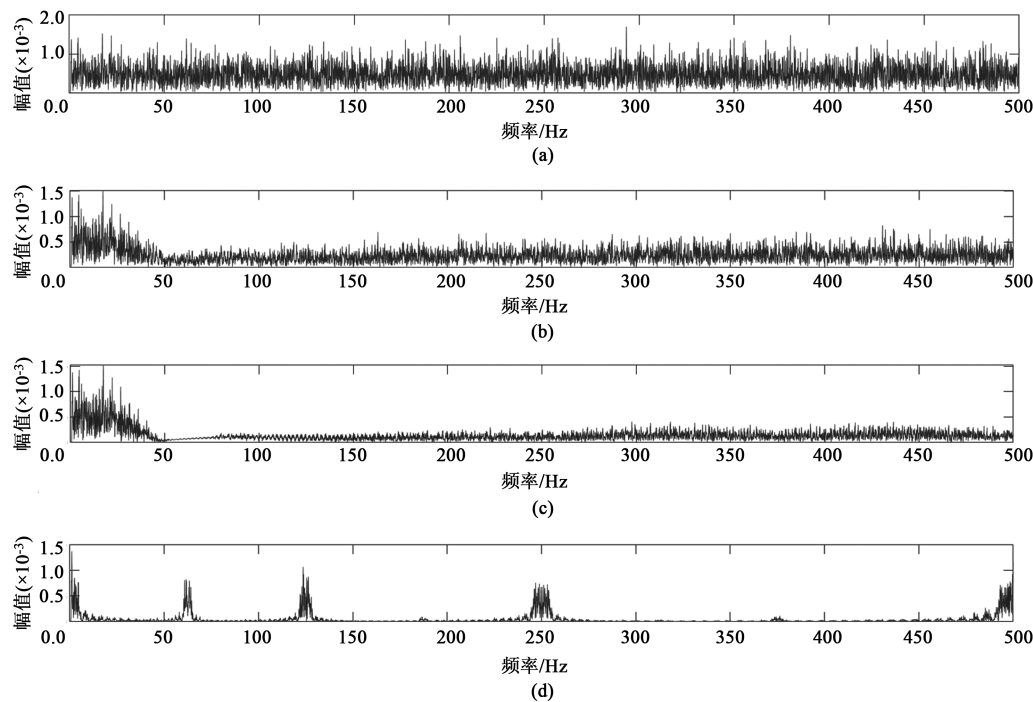


图 20 小波去噪与本文方法频域图对比

(a) 原信号去趋势后频域图 (b) 使用小波强制去噪后频域图 (c) 使用小波门限去噪后频域图 (d) 使用本文方法去噪后频域图

Fig. 20 Comparison of frequency domain diagrams between wavelet denoising and method proposed in this paper

(a) Frequency domain diagram of original signal after detrending (b) Frequency domain diagram after forced denoising by wavelet

(c) Frequency domain diagram after denoising by wavelet threshold (d) Frequency domain diagram after denoising by method in this paper

滤波方法	各滤波方法得出的 <i>SNR</i> 与 <i>RMSE</i> 指标						
	SMA	EMA	WMA	S-G	强制消噪	门限消噪	本文方法
<i>SNR</i>	15.12	14.34	14.26	14.82	14.21	15.09	15.13
<i>RMSE</i>	2.23	3.06	3.05	2.56	3.08	2.26	2.22

平滑预处理方法最优，其信噪比 *SNR* 值为 15.13，均方根误差 *RMSE* 值为 2.22。虽然，简单移动平均 (SMA) 和小波分析中门限消噪处理效果接近，但是，由于这两种方法对噪声的处理都是建立在有效信息的损失上，甚至还会造成信号波形的扭曲，故采用本文所提出的基于小波变换与 S-G 滤波的多尺度平滑预处理方法进行模锻压力机监测信号的预处理更合适。

4 结语

本文重点介绍了模锻压力机监测信号数据预处理过程，探讨了移动平均法、S-G 滤波和小波变换等常用信号预处理方法，提出了一种结合小波变换

和 S-G 滤波的多尺度平滑预处理方法，旨在实现更有效的降噪和监测信号有效信息的保留。为了进一步优化处理效果，文章进行了多组参数实验，最终确定了适用于模锻压力机监测信号的最佳参数组合。通过多种信号预处理方法对比实验分析，发现所提出的多尺度平滑预处理方法在降低噪声和保留有效信息方面表现出色，均优于传统的移动平均法、S-G 滤波、小波变换强制消噪处理法与门限消噪方法。在此基础上，后续将开展模锻压力机故障诊断与状态预测相关试验，进一步验证方法的有效性，以上相关研究工作有望为锻压领域故障诊断与状态预测领域新技术发展提供有力的技术支撑。

参考文献：

[1] 袁超, 孙勇, 张浩, 等. 基于云边协同的大型锻压装备远程运维系统研究 [J]. 锻压装备与制造技术, 2022, 57 (4): 16-24.

Yuan C, Sun Y, Zhang H, et al. Based on the edge of cloud synergy of large forging equipment remote operations system study [J]. China Metalforming Equipment & Manufacturing Technology, 2022, 57 (4): 16-24.

[2] Rinnan A, Berg V D, Engelsen S B. Review of the most common

- pre-processing techniques for near-infrared spectra [J]. Trends in Analytical Chemistry, 2009, 28 (10): 1201-1222.
- [3] Harrou F, Nounou M N, Nounou H N, et al. PLS-based EWMA fault detection strategy for process monitoring [J]. Journal of Loss Prevention in the Process Industries, 2015, 36: 108-119.
- [4] Chen J, Jönsson P, Tamura M, et al. A simple method for reconstructing a high-quality NDVI time-series data set based on the Savitzky-Golay filter [J]. Remote Sensing of Environment, 2004, 91 (3-4): 332-344.
- [5] 杨寒雨, 赵晓永, 王磊. 数据归一化方法综述 [J]. 计算机工程与应用, 2023, 59 (3): 13-22.
- Yang H Y, Zhao X Y, Wang L. Review of data normalization methods [J]. Computer Engineering and Applications, 2023, 59 (3): 13-22.
- [6] 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.
- Yu T, Liu G D, Li J Y, et al. Vibration signal processing and analysis of press based on wavelet analysis [J]. Forging & Stamping Technology, 2022, 47 (2): 152-157.
- [7] 王彦青. 用小波变换识别数字光弹性图像的研究 [D]. 天津: 天津大学, 2004.
- Wang Y Q. Research on Digital Photoelastic Image Recognition by Wavelet Transform [D]. Tianjin: Tianjin University, 2004.
- [8] 周徐宁. 基于特征加权连续隐马尔可夫模型的故障诊断方法研究 [D]. 上海: 上海交通大学, 2012.
- Zhou X N. Research on Fault Diagnosis Method Based on Feature-Weighted Continuous Hidden Markov Model [D]. Shanghai: Shanghai Jiao Tong University, 2012.
- [9] 宋永兴. 基于主成分分析的水力旋转机械低频声特征提取方法研究 [D]. 杭州: 浙江大学, 2019.
- Song Y X. Research on Low Frequency Acoustic Feature Extraction Method of Hydraulic Rotating Machinery Based on Principal Component Analysis [D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2019.
- [10] Shensa M J. The discrete wavelet transform: Wedding the a trous and Mallat algorithms [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 1992, 40 (10): 2464-2482.
- [11] 陈学军, 杨永明. 采用经验小波变换的风力发电机振动信号消噪 [J]. 浙江大学学报: 工学版, 2018, 52 (5): 988-995.
- Chen X J, Yang Y M. Vibration signal denoising of wind turbine based on empirical wavelet transform [J]. Journal of Zhejiang University: Engineering Science, 2018, 52 (5): 988-995.
- [12] 魏立新, 冀晓凯, 范锐, 等. 基于改进小波去噪和 EEMD 的轧辊偏心提取与补偿 [J]. 塑性工程学报, 2018, 25 (5): 298-306.
- Wei L X, Ji X K, Fan R, et al. Roll eccentricity extraction and compensation based on improved wavelet denoising and EEMD [J]. Journal of Plasticity Engineering, 2018, 25 (5): 298-306.

(上接第 139 页)

- Huang J L, Zang Y, Gao Z Y. Effect of friction coefficient asymmetry on mill vibration and stability during hot rolling [J]. Journal of Engineering Science, 2019, 41 (11): 1465-1472.
- [12] 黄金磊. 非对称因素下热轧过程振动特性及稳定域研究 [D]. 北京: 北京科技大学, 2021.
- Huang J L. Study on Vibration Characteristics and Stability Domain of Hot Rolling Process Under Asymmetric Factors [D]. Beijing: University of Science and Technology Beijing, 2021.
- [13] 郭旺鲲. 基于动态轧制过程的热连轧机简化模型垂直-水平振动研究 [D]. 马鞍山: 安徽工业大学, 2019.
- Guo W K. Study on Vertical-horizontal Vibration of a Simplified Model of a Hot Strip Mill Based on Dynamic Rolling Process [D]. Ma'anshan: Anhui University of Technology, 2019.
- [14] Zhang G X, Bao J H, Li W H, et al. Coupled vibration characteristics analysis of hot rolling mill with structural gap [J]. Shock and Vibration, 2021, (3): 1-10.
- [15] 王鑫鑫. 基于热连轧机耦合振动的主动抑振控制研究 [D]. 北京: 北京科技大学, 2019.
- Wang X X. Research on Active Vibration Suppression Control Based on Coupled Vibration of Hot Strip Mill [D]. Beijing: University of Science and Technology Beijing, 2019.
- [16] 鲍文博, 白泉, 陆海燕. 振动力学基础与 MATLAB 应用 [M]. 北京: 清华大学出版社, 2015.
- Bao W B, Bai Q, Lu H Y. Fundamentals of Vibration Mechanics with MATLAB Applications [M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2015.
- [17] 郝宇超. 冷轧机辊系动力学建模及水平振动特性研究 [D]. 包头: 内蒙古科技大学, 2021.
- Hao Y C. Modeling of Cold Rolling Mill Roll System Dynamics and Horizontal Vibration Characteristics [D]. Baotou: Inner Mongolia University of Science and Technology, 2021.
- [18] 张广旭, 包家汉, 孟祥帅, 等. 含侧隙的热轧机耦合振动特性 [J]. 噪声与振动控制, 2021, 41 (3): 56-60, 168.
- Zhang G X, Bao J H, Meng X S, et al. Coupled vibration characteristics of hot rolling mill with side gap [J]. Noise and Vibration Control, 2021, 41 (3): 56-60, 168.
- [19] 侯东晓, 徐良, 时培明. 混合润滑状态下板带轧机垂直振动特性研究 [J]. 振动与冲击, 2021, 40 (24): 243-248, 304.
- Hou D X, Xu L, Shi P M. Study on vertical vibration characteristics of strip mill under mixed lubrication condition [J]. Vibration and Shock, 2021, 40 (24): 243-248, 304.
- [20] 刘延柱, 陈立群. 非线性振动 [M]. 北京: 高等教育出版社, 2001.
- Liu Y Z, Chen L Q. Nonlinear Vibration [M]. Beijing: Higher Education Press, 2001.