doi:10.12068/j.issn.1005-3026.2026.20259040

基于HHO-SVMD的激光超声信号去噪

毛 星，王晓晨，杨 荃，李京栋
（北京科技大学 工程技术研究院，北京 100083）

摘 要：在工业现场应用中，激光超声信号回波容易被周围的环境噪声淹没，如何在超声信号处理过程中保留微弱的超声信号，针对这一问题，提出了一种基于哈里斯鹰优化(HHO)算法与逐次变分模态分解(SVMD)相结合的激光超声波信号去噪方法HHO-SVMD. 首先，采用HHO算法对SVMD的关键参数进行优化，从而避免因人为设定参数而导致的噪声分离不充分问题；其次，在信号重构阶段引入巴氏距离作为判据，准确筛选与激光超声信号高度相关的模态分量，从而获得更加纯净的激光超声信号. 仿真和实验结果表明，与其他几种现有的去噪方法相比，所提出的方法在保留有效信号的同时，使去噪后信号具有更高的信噪比及更小的均方根误差.

关 键 词：激光超声；信号去噪；逐次变分模态分解；巴氏距离；哈里斯鹰优化算法
中图分类号：TB 551 **文献标志码**：A **文章编号**：1005-3026(2026)06-0164-09

Denoising of Laser Ultrasonic Signal Based on HHO-SVMD

MAO Xing, *WANG Xiao-chen*, *YANG Quan*, *LI Jing-dong*
(Institute of Engineering Technology, University of Science and Technology Beijing, Beijing 100083, China. Corresponding author: WANG Xiao-chen, E-mail: xcwangustb@163.com)

Abstract: In industrial field applications, laser ultrasonic echo signals are easily submerged by ambient noise. To preserve weak ultrasonic signals during ultrasonic signal processing, a laser ultrasonic signal denoising method, namely HHO-SVMD, based on the combination of Harris hawk optimization (HHO) algorithm and sequential variational mode decomposition (SVMD) was proposed. Firstly, the HHO algorithm was employed to optimize the key parameters of SVMD, thereby avoiding the problem of insufficient noise separation caused by manual parameter setting; secondly, the Bhattacharyya distance was introduced as a criterion in the signal reconstruction stage to accurately screen the mode components highly correlated with the laser ultrasonic signal, thereby obtaining a purer laser ultrasonic signal. The simulation and experiment results show that, compared with several existing denoising methods, the proposed method achieves a higher signal-to-noise ratio and a smaller root mean square error of the denoised signal while preserving the effective signal.

Key words: laser ultrasound; signal denoising; sequential variational mode decomposition; Bhattacharyya distance; Harris hawk optimization algorithm

激光超声技术以其方便、灵活、检测频率高、空间分辨率高等优点，作为现有无损检测中较为常用的主要技术手段之一，可用于检测金属晶粒尺寸[1]、缺陷[2]、焊接质量[3]、应力[4]等. 激光超声技术利用激光激发的超声波在材料中传播并携带内部信息，通过获取超声波速度变化和与频率相关的衰减系数等参数，得到金属微观组织的相关信息[5-7]. 近年来，激光超声技术在增材制造、金属显微组织与性能表征中的应用也得到进一步发展[8]. 为实现严格的非破坏性，激光激发超声波时需要利用热弹性机制，但同时也存在能量低、信号弱的缺点. 为解决这一问题，可利用激光相控阵原理[9]，通过锥形透镜将点光源转换为环形光源[10]，在热弹性机制下实现信号能量的增强.

收稿日期：2025-09-19
基金项目：国家重点研发计划项目(2023YFB3712400).
作者简介：毛 星(1988—)，女，湖北黄冈人，北京科技大学博士研究生.
通信作者：王晓晨，E-mail:xcwangustb@163.com.

尽管如此,激光超声信号会随着传播距离的增加而衰减,信号往往会被噪声淹没.因此,对激光超声信号进行去噪处理并准确提取有效信息尤为重要.

经验模态分解(empirical mode decomposition,EMD)是Huang等[11]提出的一种用于非平稳信号分析的时频分析方法,具有自适应的特点,在信号处理中得到了广泛的应用.然而,常规EMD的局部特性可能会产生模态混叠.为了改善这一问题,Wu等[12]提出了一种新方法:利用白噪声叠加原始信号,使信号在不同尺度上连续.这种方法可以减少模态混叠,但去噪后的信号含有残余噪声,分解完整性较差.Dragomiretskiy等[13]提出了变分模态分解(variational mode decomposition,VMD)算法,通过极值包络分解有效弥补了EMD的不足,将原始信号分解为不同频率和幅度的信号成分,但VMD需要用户预先设定分解的模态数K和惩罚因子α,如果设定不当,可能会导致过分解或欠分解.

逐次变分模态分解(sequential variational mode decomposition,SVMD)是由Nazari等[14]在VMD基础上提出的一种自适应方法.在VMD的基础上,SVMD能根据信号特征逐次提取模态,自适应判断终止条件,从而免去预先设定模态数的需求,并提升效率与稳定性[15].SVMD基于VMD优化,不要求预设模态数,且通过自适应调整参数优化算法性能;相比VMD,SVMD具有收敛速度快、噪声鲁棒性强与非平稳信号处理能力强的优势[16].

基于SVMD的信号去噪过程需要重建分解得到的相关模态函数.在实际应用中,为判断SVMD所提取模态是否为纯信号或纯噪声,可借鉴近似熵阈值判别机制进行识别,即依据模态近似熵值与阈值的比较来筛选有效信号模态[17].Chen等[18]提出基于固有模态函数(intrinsic mode function,IMF)与原始信号相关性的阈值法,用于区分有效模态与噪声模态.IMF是由EMD,VMD,SVMD等分解算法获得的具有不同中心频率特征的窄带分量.该方法在低信噪比(SNR)情况下第一模态仍可能与噪声高度相关,从而影响去噪效果.Kozhamkulova等[19]提出了一种基于去趋势波动分析(DFA)的阈值方法,通过评估IMF的DFA指数筛选模态.然而,该方法主要依赖统计特性,未考虑与原始信号的物理相关性,在低信噪比情况下可能导致误判.Li等[20]提出了一种基于皮尔逊相关系数的EMD去噪方法,通过计算每个IMF与原始信号的相关系数,并选择第一个局部最大值作为分界线,以区分噪声和信号成分.Chen等[21]将变分模态分解(VMD)与近似熵阈值相结合,用于区分信号与噪声,实现更有效的去噪.尽管该方法能够获得合理的去噪效果,但仍需要预先设定近似熵阈值.

近年来,机器学习方法逐渐应用于激光超声信号的优化去噪与特征提取中.例如,Gao等[22]采用卷积自编码器对超声含噪声信号进行端到端重构,通过数据驱动方式实现了噪声的自适应抑制,并在弱回波条件下获得了较好的波形保持效果.Lyu等[23]将激光超声信号与机器学习模型结合,通过学习回波在空间与时频域的结构特征,实现了复杂噪声背景下的缺陷自动识别,为激光超声信号中的有效特征分离提供了新的思路.Zeng等[24]针对增材制造构件表面粗糙导致的激光超声图像噪声明显的问题,引入基于深度学习的图像去噪方法,有效改善了检测图像质量.与此同时,Sadr等[25]提出结合小波变换与独立成分分析的激光超声信号降噪方法,通过分离噪声成分提升了非接触式激光超声信号的信噪比.总体来看,基于机器学习的激光超声优化去噪方法正由传统经验阈值判别向数据驱动、自适应特征学习方向发展,在低信噪比环境下展现出更强的鲁棒性与有效信号保持能力.

鉴于上述现状,本文提出了一种基于参数优化SVMD与巴氏距离(Bhattacharyya distance,BD)相结合的新型激光超声信号去噪方法.首先,利用HHO(Harris hawks optimization)算法对参数α进行优化;然后,输入最优参数,利用SVMD将信号分解为不同的模态分量;最后,利用BD选取相关模态分量,并对信号进行重构,从而得到去噪后的信号.通过仿真信号添加噪声得到6种不同信噪比的信号,并结合实际激光超声实验探测到的信号,对所提出的方法进行了验证.

1　基本原理

本章将研究基于HHO优化的SVMD激光超声信号去噪方法.

1.1　SVMD的基本原理

SVMD的基本原理是通过变分模态分解将信号分解为多个模态函数.在每个迭代步骤中,

SVMD通过最小化信号与模态函数之间的差异来更新模态函数.该过程不断重复,直至所有频率分量都被提取或者残差信号的能量小于设定阈值,最终得到的模态函数可用于重构原始信号[26-27].将激光超声原始信号$x(t)$逐次分解为多个模态分量和残差信号.在第L次分解时,当前待分解信号可表示为

$$x_{\mathrm{r}}^{(L-1)}(t)=u_L(t)+x_{\mathrm{r}}^{(L)}(t). \tag{1}$$

其中:$u_L(t)$为第L个模态分量;$x_{\mathrm{r}}^{(L)}(t)$为提取该模态后的残差信号.当前待分解信号$x_{\mathrm{r}}^{(L-1)}(t)$可由原始信号减去前$L-1$个已提取模态得到,即

$$x_{\mathrm{r}}^{(L-1)}(t)=x(t)-\sum_{k=1}^{L-1}u_k(t). \tag{2}$$

SVMD的核心思想是通过迭代优化方法寻找拟合当前频率范围内信号的最佳频率和振幅参数.

1.2 HHO优化SVMD原理

HHO是一种基于群体智能的优化算法,由Heidari等[28]提出.该算法的设计灵感来源于哈里斯鹰捕食猎物时的合作行为和突然袭击的狩猎风格.HHO算法的主要特点是参数少、原理简单易实现、局部搜索能力强,已被广泛应用于工程优化、图像识别、故障诊断等领域.其通过模拟哈里斯鹰的捕食过程,自适应搜索与攻击策略迭代优化参数α,主要包括搜索阶段和攻击阶段.

1) HHO搜索阶段.HHO通过随机搜索更新个体位置,公式如下:

$$X_j^{(i+1)}=X_{\mathrm{rand}}^{(i)}-r_1\left|X_{\mathrm{rand}}^{(i)}-2r_2X_j^{(i)}\right|. \tag{3}$$

其中:$X_j^{(i+1)}$为第$i+1$次迭代时第j只鹰的位置(即SVMD参数α);$X_j^{(i)}$为第i次迭代时第j只鹰的位置;$X_{\mathrm{rand}}^{(i)}$为随机选取的个体;r_1,r_2为[0,1]之间的随机数.

2) HHO攻击阶段.当鹰靠近猎物时,采取不同的攻击策略.

①强攻击(硬围捕):

$$X_j^{(i+1)}=X_{\mathrm{prey}}^{(i)}-E\left|\Delta X_j^{(i)}\right|. \tag{4}$$

其中:$X_{\mathrm{prey}}^{(i)}$为第i次迭代时猎物的位置;$\Delta X_j^{(i)}$为鹰与猎物之间的攻击距离;$E=2(1-i/I)$,代表鹰的能量衰减,I为最大迭代次数.

②随机逃逸(软围捕):

$$X_j^{(i+1)}=\Delta X_j^{(i)}\mathrm{e}^{r_3 l}\cos(2\pi r_4). \tag{5}$$

其中:l服从Lévy分布;r_3,r_4为随机数.

HHO通过最小化能量熵(energy entropy)优化SVMD分解质量,提升分解的均匀性和鲁棒性.目标函数为能量熵,其表达式为

$$F=-\sum_{k=1}^{K}P_k\ln P_k. \tag{6}$$

其中,$P_k=\dfrac{E_k}{\sum_{i=1}^{K}E_i}$为第$k$个模态的归一化能量,$E_k=\sum\left|u_k(t)\right|^2$,为模态函数$u_k(t)$的总能量.

1.3 基于BD的关联模态辨识与信号重构

经SVMD分解后,需确定所提取模态的属性并筛选关联模态,此为信号重构的先决条件.该算法遵循从低频至高频的分解特性:通常将高频分量判定为噪声模态(非关联模态),而低频分量则表征纯净信号模态(关联模态).

采用SVMD对信号$x(t)$进行分解,得到一系列模态函数$u_k(t)$(k=1,2,…,K).重构信号可表示为

$$y(t)=\sum_{k=1}^{K}u_k(t). \tag{7}$$

其中,k表示重构分量的序号索引.

概率密度函数(probability density function,PDF)可有效表征信号分布的差异性特征.对每个模态函数$u_k(t)$的幅值进行统计,通过核密度估计生成其PDF曲线$P_k(x)$.巴氏距离通过计算两个模态PDF曲线的重叠面积(Bhattacharyya系数)来评估其相似性:

$$D_{\mathrm{B}}=-\ln\left(\int\sqrt{P_k(x)P_{\mathrm{ref}}(x)}\,\mathrm{d}x\right). \tag{8}$$

式中:D_{B}为巴氏距离;$P_k(x)$为第k个模态的PDF;$P_{\mathrm{ref}}(x)$为纯净信号的PDF.巴氏距离值越小,表示模态与目标信号的统计特性越接近.假设第m个模态的巴氏距离最小,则依据D_{B}判据提取该模态,从而获得估计信号$y(t)$.

$$y(t)=\sum_{k=1}^{m}u_k(t). \tag{9}$$

1.4 算法流程

本文所提算法的流程如图1所示,具体步骤如下:首先,以能量熵最小化为适应度函数,采用HHO算法获取SVMD的最优惩罚因子α;其次,将惩罚因子α输入SVMD算法,对原始信号进行模态分解,生成K个模态分量;

然后,基于巴氏距离度量各模态与纯信号的几何相似性,筛选满足阈值条件的相关模态分量;

最后,对筛选出的相关模态分量进行线性叠加,得到去噪后的信号.

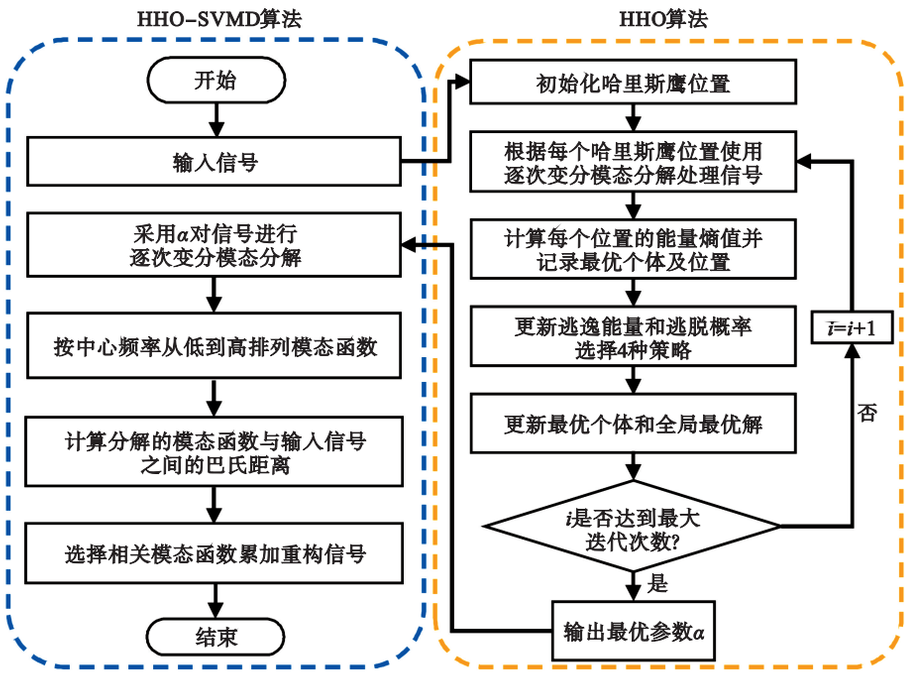


图 1　算法流程图

Fig. 1　Algorithm flowchart

2　仿真和实验

本章首先对仿真信号进行加噪声处理得到不同信噪比的含噪声信号,分别采用不同的方法进行去噪,对比去噪后信号的信噪比及均方根误差;然后,利用所提方法对实验信号进行去噪,并聚焦于去噪后的信号细节,以进一步验证所提方法的去噪效果.

2.1　仿真模型

为验证所提方法的有效性,本文通过商业有限元仿真软件COMSOL Multiphysics构建了铝中激光超声场的数值模型,建立了半径为8 mm、厚度为3 mm的二维轴对称几何模型(如图2所示).

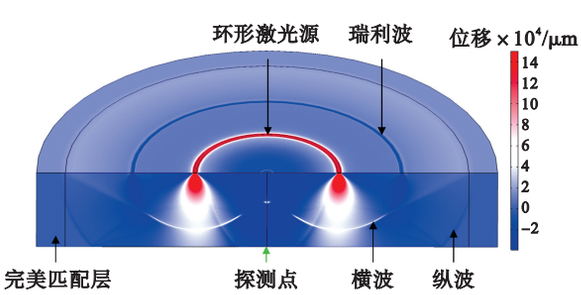


图 2　环形光源仿真示意图

Fig. 2　Schematic diagram of ring light source simulation

通过耦合固体传热模块与力学模块模拟激光热弹性激励机理,采用瞬态时域方法再现超声波从产生到传播的全过程;其次在试样表面施加环形热源激发宽频超声波,并于激发点对侧设置位移检测点获取表面波信号作为仿真基准数据,同时采用完美匹配层(PML)边界条件抑制边界反射干扰.模型成功解析了多模波动特征,包括横波(S波)、纵波(L波)、瑞利波(R波)等,为后续逐次变分模态分解去噪算法提供了多模态混合的仿真超声波信号数据.

为保证模型在求解时能够收敛,时间增量步应满足

$$\Delta t \leqslant 1/\left(180 \times f_{\max}\right). \tag{10}$$

其中,$f_{\max}$为激发光的最高频率.

网格大小应设置为

$$h_{\mathrm{e}} = \lambda_{\min}/20. \tag{11}$$

其中:h_{e}为网格单元的大小;$\lambda_{\min}$为体波的最小波长.

根据超声波波长与频率的关系可知

$$\lambda_{\min} = c_{\mathrm{L}}/f_{\max}. \tag{12}$$

其中,c_{L}是超声波纵波速度.

本文中,有限元模型的数值计算参数设置如下:时间步长设定为1 ns,以确保瞬态波动捕捉精度;针对激光辐照区域的高梯度声场特性,采用局部网格细化策略,邻近激励区域的最小网格尺寸为5 μm,远端区域最大网格尺寸为100 μm,实现计算精度与效率的优化平衡.仿真所涉及的铝合金关键参数(包括线膨胀系数、热导率、比热容、密度等)详见表1.

表 1 模型铝合金关键参数

Table 1 Key parameters of model aluminum alloy

参数	数值
线膨胀系数/K^{-1}	23×10^{-6}
热导率/($W\cdot m^{-1}\cdot K^{-1}$)	238
比热容/($J\cdot kg^{-1}\cdot K^{-1}$)	900
密度/($kg\cdot m^{-3}$)	2 700

通过上述数值仿真获取无噪声激光超声信号 $s(t)$,在此基础上叠加高斯白噪声构建含噪声信号 $x(t)$,其数学模型可表示为

$$x(t)=s(t)+n(t). \tag{13}$$

其中,$n(t)$表示生成的高斯白噪声.

采用信噪比(SNR)和均方根误差(RMSE)来比较几种优化算法的去噪效果.

2.2 激光超声实验

本文使用的激光超声实验系统如图 3 所示.它包括激光超声激发系统、双波混合干涉仪探测系统和高速信号采集及处理系统.Nd:YAG 脉冲激光产生的点光源通过一个锥透镜产生环形激光,在热弹性机制下激发超声波以获得最大能量,在确保完全无损的情况下,增强双波混合干涉仪检测到的信号强度.由波长为 532 nm 的连续激光构成的双波混合干涉仪在另一侧接收超声信号.双波混合干涉仪连接有示波器和计算机,用于采集和处理超声波信号.激光器参数如表 2 所示.此激光超声实验系统噪声源包括但不限于以下几个方面:①连续激光本身产生的噪声;②光电探测器产生的噪声;③脉冲激光激励产生的电磁干扰.

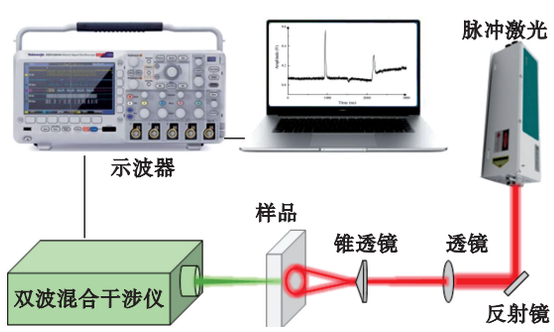


图 3 激光超声实验系统图

Fig. 3 Diagram of laser ultrasonic experimental system

3 结果及讨论

3.1 仿真信号分析

为验证各类去噪方法在不同噪声强度下的性能,本文将所提出的 HHO-SVMD 方法与多种常见的去噪算法进行了对比分析,包括:EMD,VMD,SVMD 以及由鲸鱼优化算法(whale optimization algorithm,WOA)和梦境优化算法(dream optimization algorithm,DOA)优化的 SVMD 方法(WOA-SVMD 及 DOA-SVMD).通过向仿真获得的超声信号中分别叠加信噪比为 5,10,15,20,25 和 30 dB 的高斯白噪声,构建出不同噪声水平下的含噪声信号.利用各类去噪算法对含噪声信号进行处理,并对去噪结果进行 SNR 和均方根误差(RMSE)评估,分析结果如图 4 所示.EMD 和 SVMD 算法在去噪后表现出一定的不稳定性,其输出信号的信噪比未能随输入信号信噪比的增加而持续增加,并分别在 20 和 25 dB 处出现拐点,如图 4a 所示.其中,EMD 去噪效果最差,当输入信号的信噪比(SNR_{in})超过 10 dB 时,其去噪后信号信噪比(SNR_{out})最低,RMSE 最高,且与其他算法差距最为显著.

表 2 激光器参数

Table 2 Laser parameters

连续激光器		脉冲激光器	
参数	值	参数	值
波长/nm	532±1	波长/nm	1 064
操作模式	连续	脉冲宽度/ns	≤8
输出功率/W	1.5	单脉冲能量/mJ	850
线宽/nm	<0.000 01	脉冲频率/Hz	1~10
功率波动范围/%	2	功率波动范围/%	1
发散角/mrad	<1.5	发散角/mrad	1
光斑直径/mm	约 1.5	光斑直径/mm	6

在输入信噪比低于 15 dB 的情况下,未经优化的 SVMD 算法与其他算法表现差异较小.但当输入信号的信噪比超过 20 dB 时,其输出信噪比明显低于大多数算法,仅优于 EMD 算法.相比之下,VMD 及 3 种基于优化的去噪方法整体表现较为稳定,其中 WOA-SVMD 与 HHO-SVMD 综合性能相近,但所提出的 HHO-SVMD 方法在输出信噪比和均方根误差方面均优于其他方法.当输入信号为 30 dB 时,HHO-SVMD 方法所得的输出信噪比最高,达到 31.46 dB,对应的 RMSE 最低,为 0.05;即使在 SNR_{in} 为 5 dB 的低信噪比条件下,仍可获得 8.42 dB 的输出信噪比,RMSE 为 0.86,优于其他对比方法.

综上所述,HHO-SVMD 去噪方法在不同噪声强度下均表现出色,具有较高的输出信噪比和较低的均方根误差,整体性能最为优越.

为进一步比较各去噪方法在信号细节保留方面的表现,图 5 展示了输入信噪比为 25 dB 条件下信号去噪前后的对比情况.原始信号由于受噪声

干扰,波形较为粗糙,信噪比较低.相比之下,EMD表现最差,VMD去噪后信号的峰值保留效果优于原始SVMD算法(SVMD峰值为13.895 18 nm,VMD峰值为14.042 57 nm),但仍低于3种优化算法(WOA-SVMD,DOA-SVMD,HHO-SVMD)的结果.采用优化算法后的去噪信号在波形清晰度和特征保持方面明显优于未优化的SVMD算法,尤其在信号峰值的保留上表现最为突出:经过优化后的3种SVMD算法,去噪后信号的峰值均超过14.4 nm,其中HHO-SVMD算法的峰值最高,为14.445 82 nm,最接近原始无噪声信号的真实峰值.

结合图4中仿真信号去噪后的信噪比和均方根误差以及图5中信号峰值的保留效果可以看出,所提出的HHO-SVMD方法不仅在整体去噪性能上具有优势,还能更好地保留原始信号的关键特征,表现出优异的综合性能.

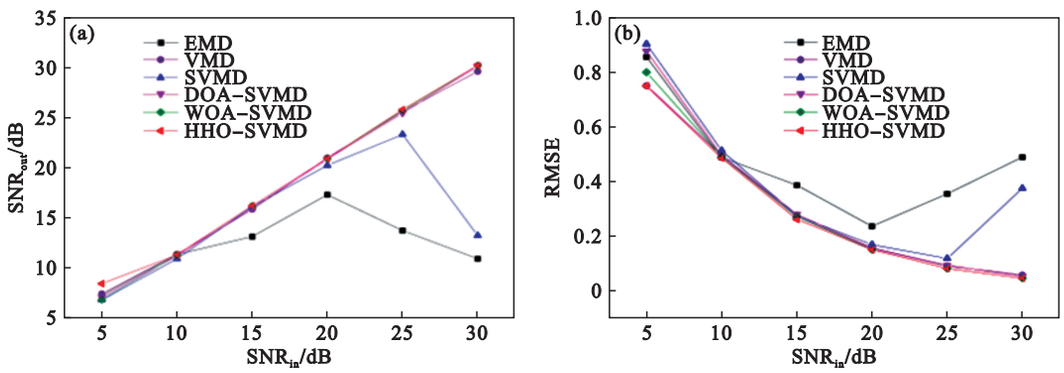


图4　输出信号去噪结果评估

Fig. 4　Evaluation of output signal denoising results

(a)—信噪比;(b)—均方根误差.

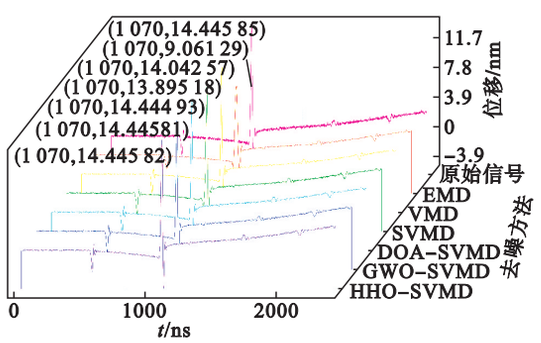


图5　不同去噪方法的对比结果

Fig. 5　Comparison results of different denoising methods

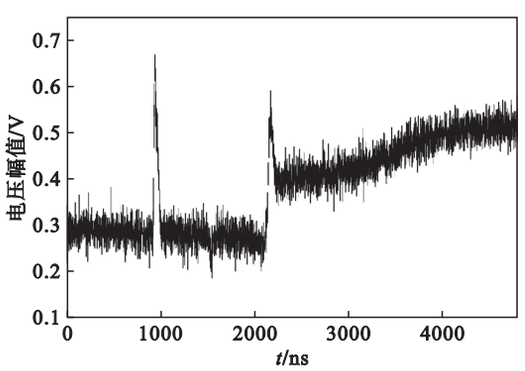


图6　激光超声实验信号

Fig. 6　Laser ultrasonic experimental signal

3.2　实验信号分析

本节将评估所提出的HHO-SVMD方法对实际激光超声信号的去噪能力.为比较不同方法的去噪效果,分别采用6种方法对激光超声实验中采集的超声信号进行去噪.激光超声实验采用如图3所示的实验系统进行,实验中环形激光的圆环直径设定为5 mm,铝板试样的厚度约为3 mm.通过该系统获得的激光超声实验信号如图6所示.

分别采用6种方法对获取的激光超声实验信号进行分解,所得IMF分量的时域-频域结果如图7所示.在HHO-SVMD分解过程中,将HHO算法中α参数的搜索范围设定为500~5 000,最终优化得到的α值为4 885.127 9.

从图7a可以看出,EMD分解产生了12个模态分量,而SVMD和HHO-SVMD分解仅包含4个模态分量,说明EMD存在模态冗余,分解结果不如SVMD简洁.EMD的模态频率由高到低排列,而激光激发的超声信号主要集中在低频段,因此其有效成分大多集中于后几个模态中,前几个模态主要为噪声;SVMD理论最高频率为125 MHz,然而受激发点表面位移延迟影响,实际检测信号的带宽约为60 MHz.从图7a可见,IMF1~IMF3难以分辨出有效信号,噪声均匀分布于整个时域;从对应的频域中,有效信号则集中在前几个模态分量中.

当采用脉宽为8 ns的激光器激发超声波时,由

频域图可看出,IMF1~IMF3 的频谱主要集中在 100 MHz以上,可判断其为噪声分量;IMF4中可能包含少量有效信号,可通过巴氏距离进一步判断取舍.从图 7b可以看出,IMF3 及其后续分量在时域中已难以辨识出有效回波特征,其频域能量均主要分布在100 MHz以上,明显属于噪声成分,而 IMF2 中可能包含少量有效信号,需进一步判断取舍;图 7c为SVMD分解出的信号,仅有4个,在 SVMD 分解结果中,有效信号主要集中在 IMF1 中,IMF2~IMF4则为均匀分布的噪声,这可从频域中得以验证,且从频域图中可见,IMF2后的所有分量频域分布均在 100 MHz 以上,可见 SVMD分解较EMD及VMD分解更简洁和清晰.

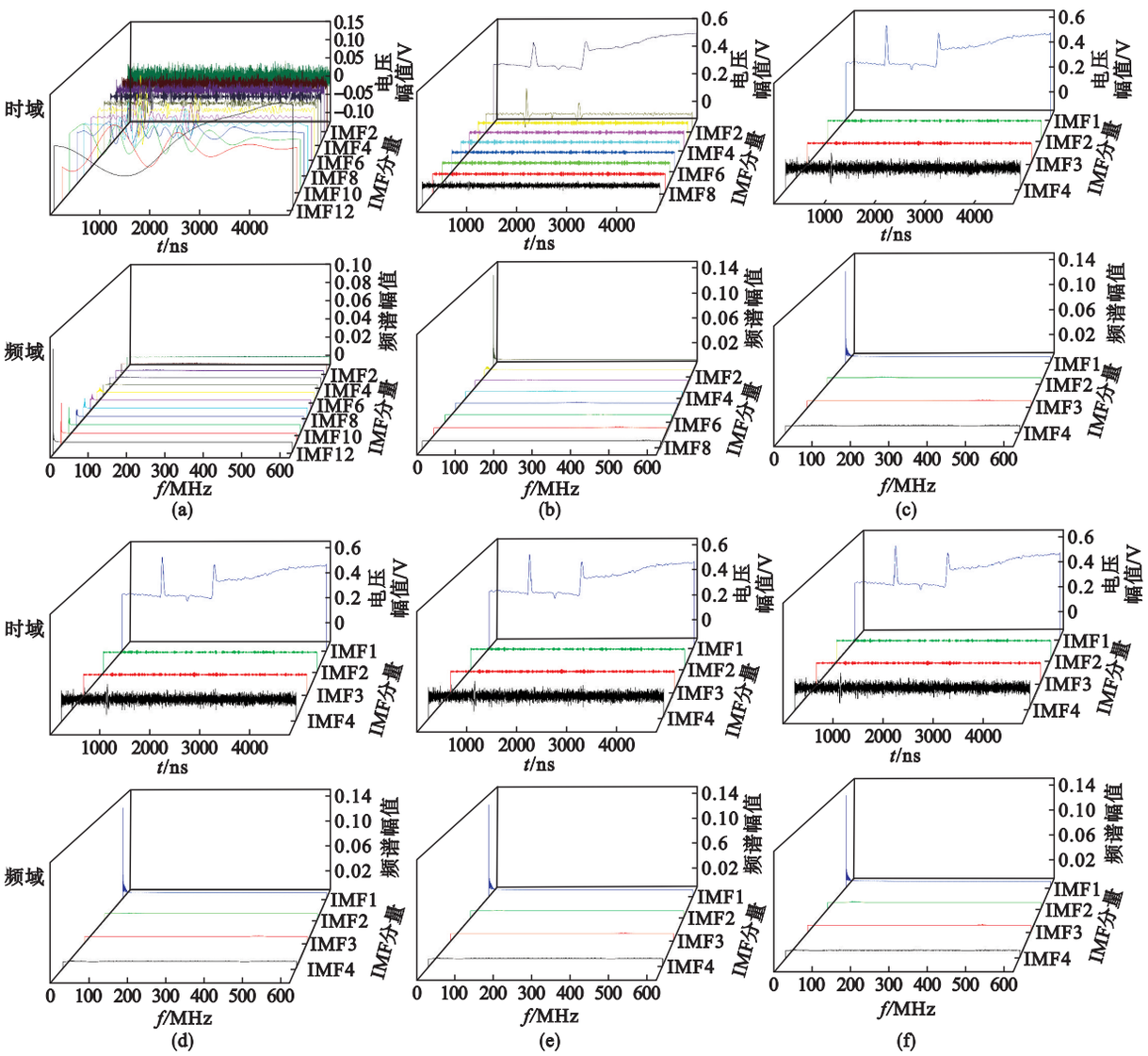


图 7 实验信号分解 IMF 时频图

Fig. 7 Time-frequency plot of experimental signals decomposition IMF

(a)—EMD; (b)—VMD; (c)—SVMD; (d)—DOA-SVMD; (e)—WOA-SVMD; (f)—HHO-SVMD.

图 7d~7f给出了3种优化算法对SVMD的优化效果对比.从时域波形来看,各优化算法的分解结果与原始SVMD相比变化不大;但从频域分析可见,优化后的SVMD在各IMF分量上的频域分布更为集中、带宽更窄,说明优化参数能够显著提升频域分离的精确性.其中,HHO-SVMD的频域分离效果最为突出.

HHO-SVMD分解得到的各个模态分量之间的巴氏距离如图 8 所示.可以明显看出,IMF1 与 IMF2 之间的距离最大,因此在本次分解中仅保留 IMF1,其余模态分量均被视为噪声并予以剔除.该判断结果与图 7f中的时域与频域信号特征相一致.对于另外2种去噪方法,同样以巴氏距离作为参考依据,通过线性叠加保留 IMF 分量,最终获得去噪后的信号.

如图 9 所示,对 6 种去噪方法处理后的信号

进行了对比分析.相比原始信号,去噪后的信号波形均更加清晰.其中,EMD方法处理后的信号存在较多毛刺,信噪比较低;而HHO-SVMD与其他优化算法及SVMD方法的去噪效果相对更优,所得信号曲线更加平滑.

虽然EMD方法保留的主峰电压幅值最高,与原始信号最为接近,但其另一处波峰(图9中箭头所示)受噪声干扰出现分叉,导致无法准确识别峰值位置.相比之下,HHO-SVMD与其他优化算法及SVMD方法处理后的所有波峰均清晰可辨,其中HHO-SVMD所保留的峰值更高.因此,综合去噪效果来看,HHO-SVMD方法在提高信噪比、保留信号细节方面表现最佳,更适用于激光超声信号的降噪处理.

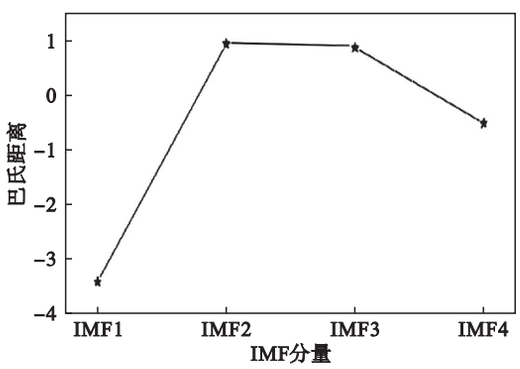


图8　巴氏距离

Fig. 8　Bhattacharyya distance

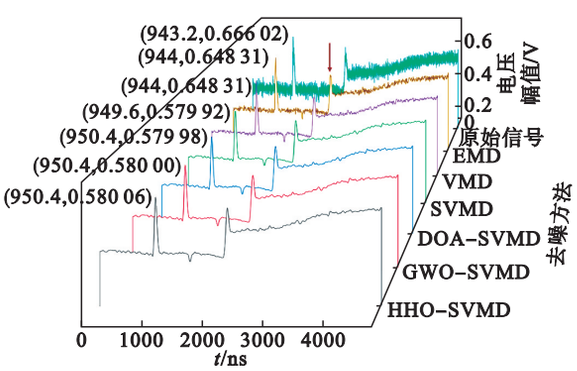


图9　去噪后信号图

Fig. 9　Diagram of denoised signal

4　结　　论

1) 本文所提方法通过HHO优化SVMD中的关键参数α,有效提升了信号分解的精度.利用巴氏距离对分解得到的模态分量进行相关性判断,并对相关模态进行线性叠加,从而获得去噪后的信号.

2) HHO-SVMD方法在去噪性能上优于其他方法,能够在有效抑制噪声的同时,获得最高的输出信噪比和最小的均方根误差.

3) 所提出的方法不仅能够显著降低噪声干扰,还能较好地保留有效信号,显著提升激光超声波信号的整体质量.

参考文献:

[1] Zhang J M, Xu D, Wang X C, et al. Grain size characterization method of dual-phase titanium alloys with complex microstructure based on laser ultrasonic [J]. *Measurement*, 2023, 211: 112670.

[2] Wang C W, Han R, Zhang Y H, et al. Defect detection method based on sparse scanning with laser ultrasonics [J]. *Scientific Reports*, 2025,15: 13175.

[3] Saurer M, Paltauf G, Nuster R. Laser ultrasound wave pattern analysis for efficient defect detection in samples with curved surfaces [J]. *Photoacoustics*, 2024, 40: 100654.

[4] Zhang L, Xiao X, Qi H Y, et al. Quantitative and nondestructive determination of residual stress for SiO_2 thin film by laser-generated surface acoustic wave technique [J]. *Measurement Science and Technology*, 2022, 33(4): 045601.

[5] Bate P, Lundin P, Lindh-Ulmgren E, et al. Application of laser-ultrasonics to texture measurements in metal processing [J]. *Acta Materialia*, 2017, 123: 329-336.

[6] Jia K N, Xu L Y, Chen G R, et al. Characterization of metal grain size using broadband laser ultrasonic technology [J]. *Measurement*, 2025,252: 117371.

[7] Wang J S, Yang Q, Wang X C, et al. Laser ultrasonic system for metal pipe wall thickness measurement: differential signal processing and geometric compensation calculation model [J]. *Optics and Lasers in Engineering*, 2025, 184:108625.

[8] Rao J, Swee-Leong S, Liu P P, et al. Non-destructive testing of metal-based additively manufactured parts and processes: a review [J]. *Virtual and Physical Prototyping*, 2023, 18(1): e2266658.

[9] Shi H Y, Ebrahimi M, Zhou P, et al. Ultrasonic and phased-array inspection in titanium-based alloys: a review [J]. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part E: Journal of Process Mechanical Engineering*, 2023, 237(2): 511-530.

[10] Xue R J, Xu D, Wang X C, et al. Nondestructive characterization of aluminum grain size using a ring-shaped laser ultrasonic method [J]. *AIP Advances*, 2022, 12(4): 045114.

[11] 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 of the Royal Society. Mathmatical, Physical and Engineering Scineces*, 1998, 454: 903-995.

[12] 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.

[13] Dragomiretskiy K, Zosso D. Variational mode decomposition [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2014, 62(3): 531-544.

[14] Nazari M, Sakhaei S M. Successive variational mode decomposition [J]. *Signal Processing*, 2020, 174: 107610.

[15] Li J T, Zhu X Q, Guo J. Bridge modal identification based on successive variational mode decomposition using a

moving test vehicle [J]. *Advances in Structural Engineering*, 2022, 25(11): 2284-2300.
[16] Chen Q M, Chen J H, Lang X, et al. Self-tuning variational mode decomposition [J]. *Journal of the Franklin Institute*, 2021, 358(15): 7825-7862.
[17] Shang H K, Li Y C, Xu J Y, et al. A novel hybrid approach for partial discharge signal detection based on complete ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise and approximate entropy [J]. *Entropy*, 2020, 22(9): 1039.
[18] Chen J J, Sun H W, Xu B. Improvement of empirical mode decomposition based on correlation analysis [J]. *SN Applied Sciences*, 2019, 1(9): 959.
[19] Kozhamkulova F, Muhammad T A. A Hybrid approach to enhanced signal denoising using variational mode decomposition and detrended fluctuation analysis [J]. *Applied Sciences*, 2024, 14(23): 2076-3417.
[20] Li G H, Yang Z C, Yang H. Noise reduction method of underwater acoustic signals based on uniform phase empirical mode decomposition, amplitude-aware permutation entropy, and Pearson correlation coefficient [J]. *Entropy*, 2018, 20(12): 918.
[21] Chen D K, Mao C B, Qin B. Study on Transformer fault diagnosis technology of VMD local signal de-noising based on Kurtosis-approximate entropy [J]. *Diagnostyka*, 2020, 21(1): 82-87.
[22] Gao F, Li B, Chen L, et al. Ultrasonic signal denoising based on autoencoder[J]. *Review of Scientific Instruments*, 2020, 91(4): 045104.
[23] Lyu G L, Guo S F Chen D, et al. Laser ultrasonics and machine learning for automatic defect detection in metallic components [J]. *NDT & E International*, 2023, 133: 102752.
[24] Zeng Y, Wang X K, Xu M, et al. Image denoising for laser ultrasonic inspection of wire arc additive-manufactured components with a rough surface[J]. *Nondestructive Testing and Evaluation*, 2024, 39(6): 1407-1433.
[25] Sadr A, Momtaz A. Denoising noninvasive laser-ultrasound signals based on combination of wavelet transform and independent component analysis [J]. *Biomedical Engineering: Applications, Basis and Communications*, 2012, 24(5): 411-423.
[26] Wang X Y, Ma J. Weak fault feature extraction of rolling bearing based on SVMD and improved MOMEDA [J]. *Mathematical Problems in Engineering*, 2021 (1): 9966078.
[27] Zhang L J, Zhang Y J, Li G F. Fault-diagnosis method for rotating machinery based on SVMD entropy and machine learning [J]. *Algorithms*, 2023, 16(6): 304.
[28] Heidari A A, Mirjalili S, Faris D H, et al. Harris hawks optimization: algorithm and applications [J]. *Future Generation Computer Systems*, 2019, 97: 849-872.

(上接第 163 页)

[26] Huang X Y, Jin C, Zhang C, et al. Machine learning assisted modelling and design of solid solution hardened high entropy alloys [J]. *Materials & Design*, 2021, 211: 110177.
[27] Yuan M. Data mining and machine learning: WEKA application technology and practice [M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2016.
[28] 刘源. 基于机器学习的Cr-V耐磨合金钢性能预测模型研究与数据库平台建立[D]. 洛阳: 河南科技大学, 2023.
(Liu Yuan. Property prediction based on machine learning and database platform of Cr-V wear-resistant steel [D]. Luoyang: Henan University of Science and Technology, 2023.)