

DOI: 10.13382/j.jemi.B2407791

# 融合最大似然-小波与 ICEEMDAN 的 电磁炮加速度自适应解析与重构\*

赵永壮<sup>1,2</sup> 孙传猛<sup>1,2</sup> 裴东兴<sup>1,2</sup> 师浩伟<sup>3</sup> 王宇<sup>1,2</sup>

(1. 中北大学极限环境光电动态测试技术与仪器国家重点实验室 太原 030051; 2. 中北大学电气与控制工程学院 太原 030051; 3. 华东光电集成器件研究所 蚌埠 233000)

**摘要:** 获取准确的弹丸加速度对评估电磁炮性能至关重要。然而,弹丸在膛内与出炮口受到迥异的环境因素影响,使得加速度信号在膛内与出炮口阶段具有不同的模态特征,导致常规的基于全局的非线性非平稳信号处理方法失效。因此,提出融合最大似然-小波与改进完全自适应噪声集合经验模态分解的电磁炮加速度自适应解析与重构方法,以期获得准确的电磁炮加速度;首先,通过最大似然-小波自适应地寻找在各时间区域的模态差异,实现信号分区;其次,采用改进完全自适应噪声集合经验模态分解方法对分区信号进行自适应分解;最后,基于  $t$  检验提取有效模态分量进行信号重构,实现有效电磁炮加速度的准确提取。相关实验表明,均方根误差改进率均大于 0,相关系数提高至 0.673 1,信噪比提高至 3.861 4,相较于常规的全局性处理方法,避免了部分区域过分解或分解不彻底的问题,实现了电磁炮加速度的准确提取。

**关键词:** 电磁炮弹丸加速度;数字信号处理;最大似然准则;小波变换;模态分解

**中图分类号:** TN06 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 535.10

## Adaptive analysis and reconstruction of electromagnetic railgun acceleration by integrating maximum likelihood-wavelet and ICEEMDAN

Zhao Yongzhuang<sup>1,2</sup> Sun Chuanmeng<sup>1,2</sup> Pei Dongxing<sup>1,2</sup> Shi Haowei<sup>3</sup> Wang Yu<sup>1,2</sup>

(1. National Key Laboratory of Photoelectric Dynamic Testing Technology and Instruments in Extreme Environment, North University of China, Taiyuan 030051, China; 2. School of Electrical and Control Engineering, North University of China, Taiyuan 030051, China; 3. East China Institute of Optoelectronic Integrated Devices, Bengbu 233000, China)

**Abstract:** Obtaining accurate projectile acceleration signals is essential for evaluating the performance of electromagnetic guns. However, the projectile is affected by different environmental factors in the chamber and out of the muzzle, which makes the acceleration signal have different modal characteristics in the bore and the muzzle stage, which leads to the failure of the conventional nonlinear non-stationary signal global processing method. Therefore, an adaptive analysis and reconstruction method of acceleration signal fusing maximum likelihood-wavelet and improved fully adaptive noise ensemble empirical mode decomposition is proposed in order to obtain accurate acceleration signals. Secondly, the partition signal was decomposed by ICEEMDAN to reduce the interference of harmful signals on signal parsing. Finally, the effective modal components were extracted based on the  $t$ -test for signal reconstruction to achieve accurate extraction of the effective acceleration signal. Correlation experiments show that the improvement rate of root mean square error is greater than 0, the correlation coefficient is increased to 0.673 1, and the signal-to-noise ratio is increased to 3.861 4, which avoids the problem of over-decomposition or incomplete decomposition of some regions compared with the conventional global processing methods, and realizes the accurate extraction of acceleration signals.

**Keywords:** electromagnetic cannon projectile acceleration; digital signal processing; maximum likelihood criterion; wavelet transform; modal decomposition

收稿日期: 2024-08-28 Received Date: 2024-08-28

\* 基金项目: 省部共建动态测试技术国家重点实验室基金(2023-SYSJJ-08)、山西省基础研究计划(202203021212129, 202203021221106)、山西省高等学校一般性教学改革创新立项(J20230821)项目资助

## 0 引言

电磁炮<sup>[1]</sup>是一种尚处于研究阶段、具有改变未来战争形态潜力的新型武器系统<sup>[2]</sup>。获取准确的弹丸加速度(后文简称电磁炮加速度)信号对评估电磁炮性能至关重要<sup>[3-6]</sup>。然而电磁炮弹丸在发射过程中,受制于膛内和出炮口所处迥异环境,导致电磁炮加速度在膛内和出炮口具有迥异的模态并出现一定频率混叠。

电磁炮加速度是一种非线性非平稳信号,电磁炮加速度信号处理方法尚未见到研究报道。然而,大量学者对类似的非线性非平稳信号的处理方法进行了深入研究。陈朝朋等<sup>[7]</sup>基于集合经验模态分解(ensemble empirical mode decomposition, EEMD)及自适应滤波的轧辊磨损振动特征提取,通过自动选取模态分量(intrinsic mode function, IMF)分量重构信号算法,然而降噪对象为白噪声信号,具有一定的适用性局限。杨兵等<sup>[8]</sup>提出了联合经验模态分解(empirical mode decomposition, EMD)-Hausdorff 距离(Hausdorff distance, HD)和小波分解的全球导航卫星系统(global navigation satellite system, GNSS)坐标时间序列降噪分析,通过引入 HD 筛选准则,避免了主观性判断,然而噪声占主优的信号,HD 准则无法有效判断 IMF 分量与原始信号的相似性。李诗楠等<sup>[9]</sup>提出了基于改进完全自适应噪声集合经验模态分解(intrinsic computing expressive empirical mode decomposition with adaptive noise, ICEEMDAN)与小波包分解的脉搏信号联合去噪,通过相关系数对分离的 IMF 分量进行重组再小波包分解,然而噪声信号占主导时,相关系数无法有效筛选有用的 IMF 分量,导致去噪效果不佳有效。Li 等<sup>[10]</sup>提出的基于 ICEEMDAN 样本熵和线性局部切空间排列算法(linear local tangent space alignment, LLTSA)的液压泵故障诊断,结合样本熵与 LLTSA 得到聚类性较好的低维故障特征,但是不适用于局部化特征显著的信号。赵东等<sup>[11]</sup>提出了基于经验模态分解和小波包能量熵的杉木加载过程中细观损伤监测与识别,对模态分量进行小波包能量熵分析,减小了声发射信号模态堆叠影响,然而该方法在噪声能量占优的环境下表现出一定的局限性。Sun 等<sup>[12]</sup>提出的基于变分模态分解的分布式海洋杂波去噪算法,较为依赖于参数的选择,尤其是模态数和惩罚因子的设置。武曙光等<sup>[13]</sup>提出了基于变分模态分解的 GNSS 高程时间序列时变信号提取,有效提取了时变时间序列信号,然而 IMF 分量个数需要对具有测站逐一确定,变分模态分解(variational mode decomposition, VMD)的分解个数与重构分量要选取得当,然而使用中心频率法确定参数的方法,可能会使某些具有显著特征的信号出现分解不充分或过分解的情况。

闫鹏等<sup>[14]</sup>提出基于改进 EMD-小波包的爆破振动信号降噪方法研究,此方法融合了核主成分分析正交性和 K 均值聚类算法(K-means clustering algorithm)的良好聚类优势,可以消除 EMD 的模态混叠,但是其聚类中心选取非常敏感,存在一定局限性。Gao 等<sup>[15]</sup>提出基于 EEMD-希尔伯特谱分析(Hilbert spectrum analysis, HT)算法和泄露分级解决策略的管道泄露定位方法,对管道泄露进行分级解决方案策略,但在信号局部性特征显著的环境中,其适用性较差。

上述典型的非线性非平稳信号处理方法在各自的领域取得了显著效果。这些方法主要是从全局角度处理信号,但是电磁炮加速度在膛内和出炮口阶段模态迥异,容易出现部分区域过分解或欠分解的问题。尽管某些方法考虑分段特性,但其分段的设置通常依赖于人为判断,缺乏自适应性,具有一定的主观性。因此,聚焦于电磁炮加速度在不同区间的显著模态差异,提出一种基于最大似然-小波的自适应分区策略,从局部对电磁炮加速度进行改进完全自适应噪声集合经验模态分解,并基于  $t$  检验实现信号重构,解决了信号在全局分解出现的部分区域过分解或欠分解的问题,从而实现了电磁炮加速度的准确提取。

## 1 相关工作

### 1.1 电磁炮加速度特征分析

在某基地采集一定数量电磁炮加速度数据,典型的电磁炮发射过程加速度如图 1 所示。

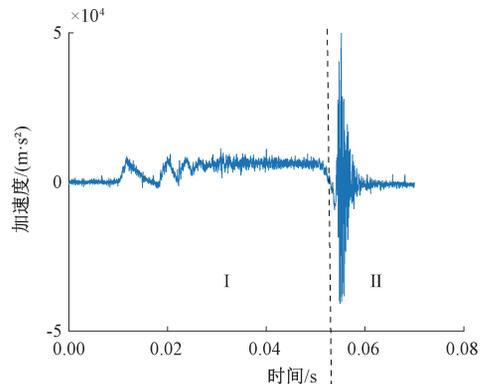


图 1 弹丸加速度曲线

Fig. 1 Projectile acceleration curve

由图 1 可得,随着驱动线圈的依次触发,电磁炮加速度表现出明显的波动特征,并且波动持续时间随着弹丸速度的增加而逐渐缩短。随后,电磁炮加速度趋于相对稳定,当弹丸脱离最后一级线圈时,由于弹丸失去主要推力源,导致电磁炮加速度瞬间反向,这一现象被称为截获

效应<sup>[16-17]</sup>。在电磁炮弹丸从炮膛发射至炮口的过程中,洛伦兹力起着关键作用。当第 1 级线圈被触发时,弹丸所受的轴向推力达到最大,并伴有较大的波动幅度。随着驱动线圈逐级触发,这种推力的波动幅度逐渐减小并趋于稳定。此时,膛内的加速度信号呈现出逐步增加的趋势,直至达到一个恒定值。随着时间的推移,线圈驱动脉冲的幅度逐渐减小,脉冲的时间宽度也随之变窄。这使得膛内的加速度信号主要表现为低频分量。然而,受电磁干扰的影响,加速度信号中叠加了大量尖锐的高频噪声。这些干扰主要来源于脉冲电流产生的电磁辐射、高频开关动作及电流谐振。当弹丸的重心离开炮膛后,因重心矩的作用,弹丸会发生俯仰运动,可能导致与炮膛内壁的剧烈碰撞。这种碰撞产生的高频振动信号和电磁干扰进一步掩盖了加速度的变化趋势,都属于有害信号。因此,膛内和出炮口阶段由于环境差异而呈现不同的模式,根据截获效应分为膛内 (I 阶段) 和出炮口 (II 阶段)。考察电磁炮加速度信号频域特征,其频谱如图 2 所示。电磁炮加速度带宽为 0~10 kHz,带宽之内能量分布较为均匀,未出现显著的谱峰,导致无法确定电磁炮加速度的主要频率分量。

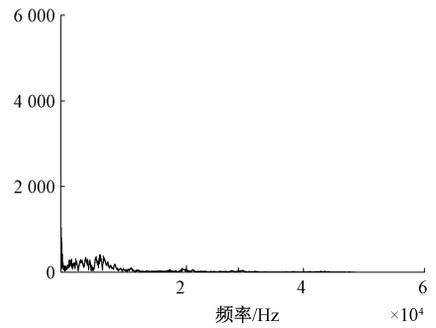


图 2 弹丸加速度频谱

Fig. 2 Projectile acceleration spectrum diagram

考察其模态特征,类 EMD 是对信号模态分解的典型方法,其中 ICEEMDAN 可以提高信号分解的质量。电磁炮加速度模态分解如图 3 所示,加速度信号模态分量频率是由高到低,IMF1~IMF3 频率较高,主要集中在出炮口阶段,从对应的频谱观察,存在频谱混叠现象,说明出炮口信号模态混叠。趋势项<sup>[18]</sup>(res)是单调下降的直线,未能反应的是加速度长期变化趋势,说明膛内电磁炮加速度的过分解。

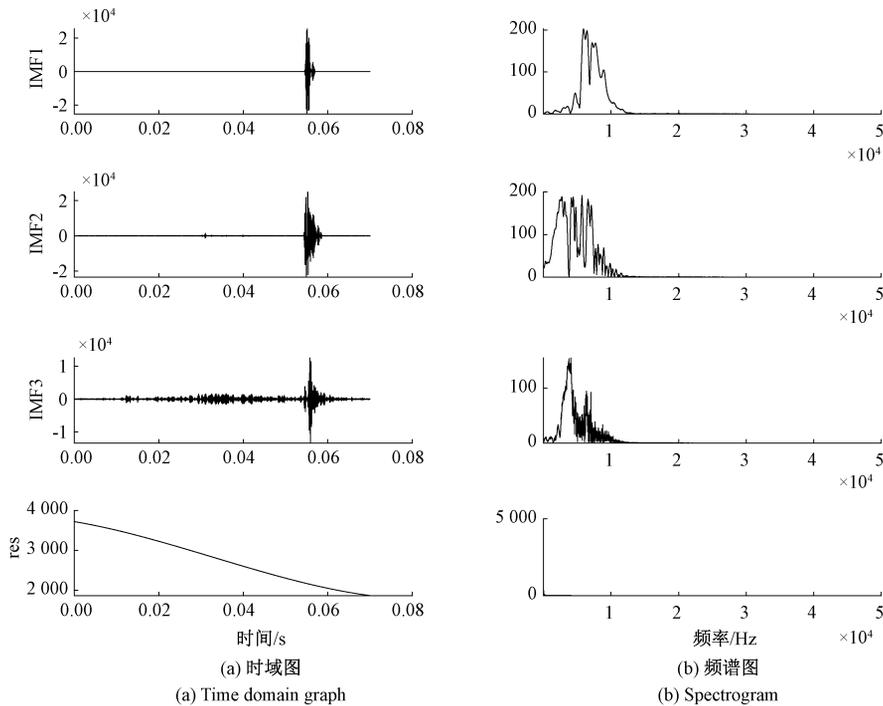


图 3 ICEEMDAN 模态分量及频谱

Fig. 3 Mode components and spectrum diagram

考察模态分量对加速度的贡献程度,其方差贡献率和相关系数如图 4 所示,IMF1 与 IMF2 方差贡献率大于 IMF8~IMF10 和 IMF12,且 IMF1~IMF3 的相关性强于 IMF8~IMF10 和 IMF12,表明高频模态分量对原始信号贡献度显著高于某些低频模态分量,并且在与原始信号

相关性方面,高频模态分量同样展现出更强联系。从侧面证明了在全局分析信号时,模态混叠使得获取准确的电磁炮加速度充满挑战。

进一步考察时频域特征,如图 5 所示,其中颜色越亮幅值越高。由于弹丸在出炮口处与炮膛内壁发生磕碰,

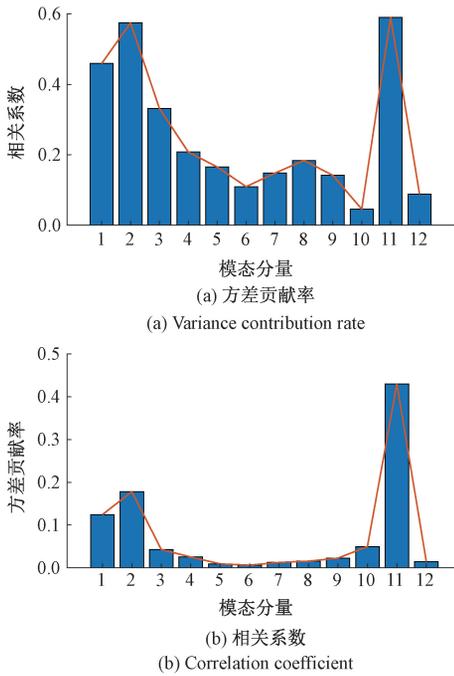


图 4 各模态分量的方差贡献率及相关系数  
 Fig. 4 Variance contribution rate and correlation coefficient of each mode component

度进行全局分析时,容易出现炮口信号欠分解,膛内信号过分解的问题。

综上所述,考虑到电磁炮加速度信号的高度复杂性,传统的全局分析方法(如傅里叶变换、经验模态分解、集合经验模态分解和小波阈值去噪等)在处理该类信号时,往往需要人工设定多个参数,这种人为干预容易引入主观性,导致局部模态混叠或模态过分解,从而影响信号分析的准确性。为了解决这一问题,提出融合最大似然-小波与 ICEEMDAN 的电磁炮加速度自适应解析与重构方法,具体方法<sup>[19-20]</sup>如图 6 所示。

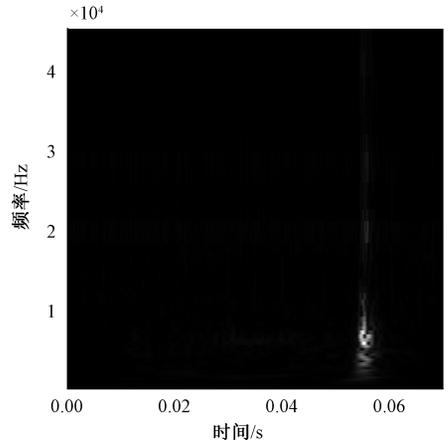


图 5 电磁炮加速度时频图  
 Fig. 5 Time-frequency diagram of the acceleration signal

使得信号在 0.05~0.06 s 之间幅值显著增高。然而,在其他时间段内,不同频率的信号均匀分布,导致无法确定电磁炮加速度的主要频率分量。因此,在对电磁炮加速

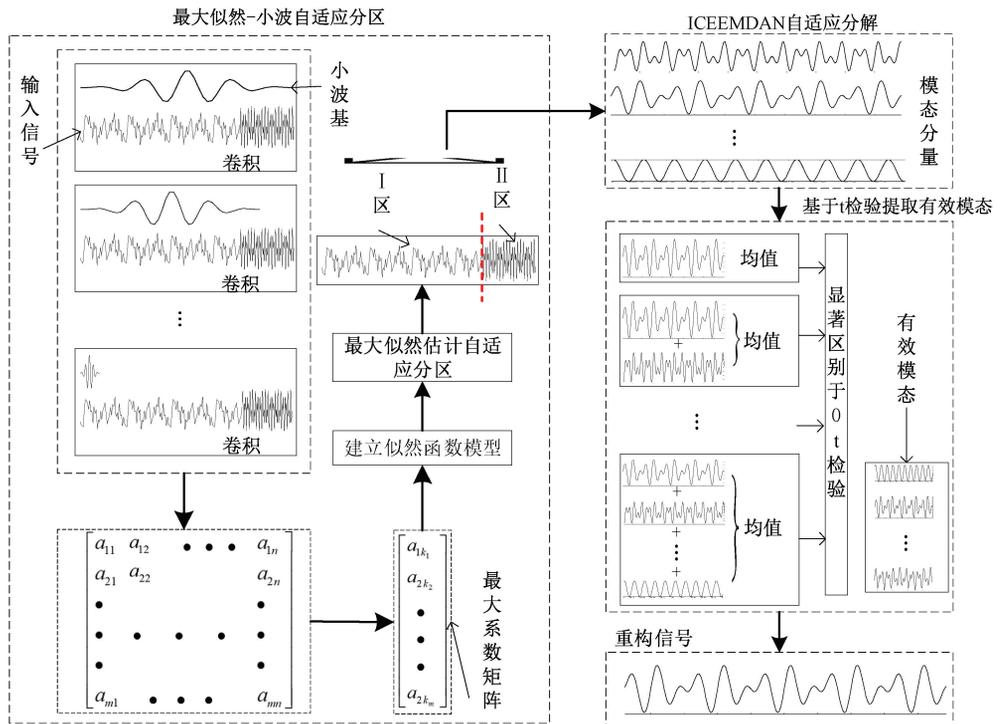


图 6 方法框  
 Fig. 6 Method block diagram

本文方法采用了改进完全自适应噪声集合经验模态分解方法,该方法能够有效避免人为设定带来的主观性偏差,提升信号分解的客观性和准确性。然而,电磁炮加速度信号在膛内和出炮口等不同阶段的模态特征存在显著差异,导致全局分析方法仍然会出现局部模态混叠现象,这进一步影响了电磁炮加速度信号的精确获取。因此,为了提高信号分区的精度,引入了最大似然-小波准则对电磁炮信号进行自适应分区处理。在这一过程中,根据信号的局部特征和动态变化情况,自动将信号划分为膛内区间与出炮口区间,并对每个子区间进行自适应模态分解,避免了全局方法带来的不适应性,从而有效避免了传统方法中的主观性干扰,进一步提升了模态分解的精度。最后,基于  $t$  检验准则筛选有效成分进行电磁炮加速度信号重构。通过这种自适应分区和自适应模态分解的结合方法,能够在保证信号处理精度的同时,最大限度地减少人为因素的干扰,为电磁炮加速度信号的准确获取和后续分析提供了更加可靠的基础。

1.2 基于最大似然-小波自适应分段方法

设电磁炮加速度为  $x(n)$ , 通过连续小波变换(continuous wavelet transform, CWT)得到系数矩阵,矩阵反映了信号在不同小波伸缩尺度和时间点上的局部特征。大部分小波系数值都很小,只有少数系数具有显著值,其中最大系数代表信号在该时刻下最重要的特征。为了提取主要特征,在系数矩阵中查找每个时间点的最大小波系数,形成一个新矩阵  $amplitude(n)$ , 它度量了

信号在不同时间点的显著特征强度,每个元素对应于原始电磁炮加速度每个时间点上的最大小波系数。因此,最大系数矩阵能够准确地捕捉信号的核心特征,通过小波变换的内在结果进行自适应特征选择,避免了人为设定阈值的主观性。基于最大小波系数分布特性,设置最大似然函数模型以估计阈值,并遍历小波系数矩阵,确定阈值出现的时间点,将电磁炮加速度自适应地划分为膛内阶段和出炮口阶段。

1.3 改进完全自适应噪声集合经验模态分解

ICEEMDAN<sup>[21]</sup>是一种处理非线性和非平稳信号的方法,能够更好地控制噪声地引入程度,从而提高信号的分解能力。为避免 EMD 模态混叠问题,ICEEMDAN 在分解过程中选择白噪声被经验模态分解后的第  $k$  个 IMF 分量作为待添加的噪声成分。电磁炮加速度受到多环境因子的综合影响,ICEEMDAN 在每次迭代中都会根据当前的残余电磁炮加速度更新并添加与之相关的自适应噪声分量,确保了添加的噪声分量与信号的实际需求相匹配,从而减少了不必要的噪声引入,同时减少了由于噪声干扰而导致的模态混叠问题,提高了分解结果的质量。

ICEEMDAN 算法流程如图 7 所示。电磁炮加速度  $x(n)$  为待分解信号,  $E_k(\cdot)$  代表 EMD 分解的第  $k$  个 IMF 分量,  $M(\cdot)$  代表求信号的局部均值,  $w^i[\cdot]$  代表高斯白噪声,  $r_k$  为第  $k$  个阶段的残差,  $\varepsilon_k$  为加入噪声分量时所乘系数。

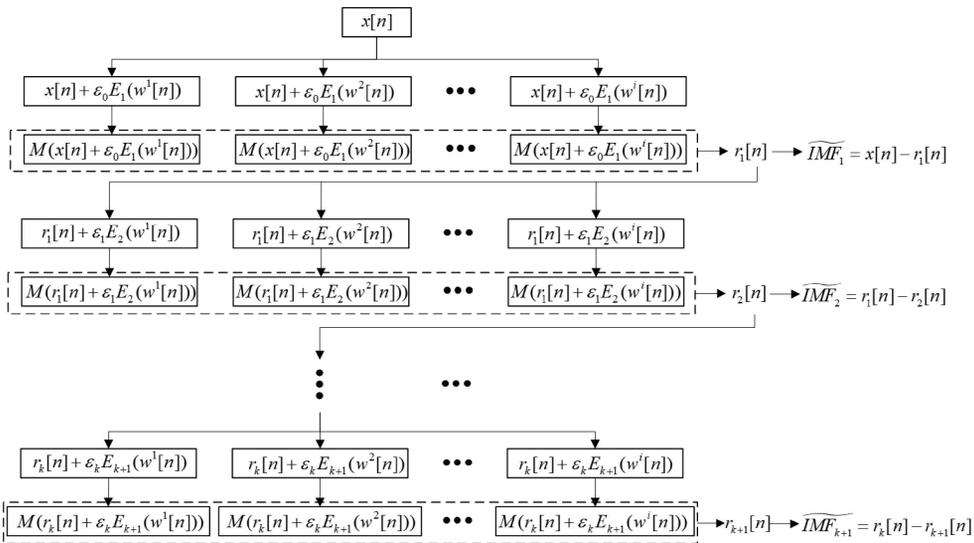


图 7 ICEEMDAN 算法流程  
Fig. 7 ICEEMDAN algorithm flowchart

ICEEMDAN 的参数会影响模态分解结果,主要参数包括噪声系数的数量 (NE)、噪声标准差 (Nstd)、最大迭

代次数 (MaxIter)。噪声系数的数量增加会改善结果的一致性,但是会增加计算时间,最大迭代次数减少,可能

无法得到一个很好的 IMF 分量,最大迭代次数增加,会导致计算时间过长。电磁炮加速度数据量较少,为得到数据的有效性,不考虑计算时间长度,一般噪声系数取值为 50~100,最大迭代次数取值为 500~1 000,因此噪声系数数量设置为 100,最大迭代次数设置为 1 000。噪声标准差选用常用值 0.2。

#### 1.4 基于 $t$ 检验的高低阶分量区分

类 EMD 分解中,IMF 分量要满足上、下包络线相对于时间轴局部对称。对于高频的 IMF 分量,上下包络线基本就是由众多的信号峰值点连接起来得到的,所以包络线的对称就意味着 IMF 分量数据基本对称,数据均值趋近于 0。对于低频的 IMF 分量,信号周期长,包络线由少量峰值插值获取,包络趋势与原信号趋势走向偏差大,所以包络线对称时往往信号分量并不对称,甚至偏离很远,此时的 IMF 分量自然很难保证均值为 0。因此,基于  $t$  检验标准将电磁炮加速度分解为低频信号与高频信号。

1) 将 IMF1 记为指标 1, IMF1+IMF2 记为指标 2,以此类推,前  $i$  个 IMF 的和记为为指标  $i$ ;

2) 计算指标 1~11 的均值;

3) 对每个指标进行是否显著区别于 0 进行  $t$  检验。

$t$  检验统计量为:

$$t = (\bar{X}_i - 0) / \frac{\sigma_i}{\sqrt{n - 1}} \quad (1)$$

式中:  $\bar{X}_i$  为指标  $i$  的均值;  $\sigma_i$  为指标  $i$  的标准差;  $n$  为指标  $i$  的样本容量。

#### 1.5 电磁炮加速度解析与重构方法流程

综上所述,通过最大似然-小波对加速度自适应分区;采用 ICEEMDAN 对信号自适应模态分解;基于指标均值  $t$  检验提取有效模态分量并重构,具体流程如图 8 所示。

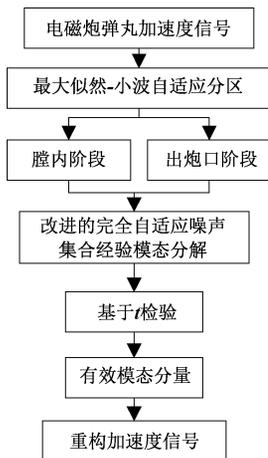


图 8 方法流程

Fig. 8 Methodology flow

## 2 电磁炮加速度解析重构实验

### 2.1 实验方案

首先,根据同步感应线圈发生器多物理场耦合方程,采用有限元软件仿真同步感应线圈发射器发射过程,忽略测试弹径向微小运动,只考虑轴向运动,从而得到测试弹轴向加速度信号,并将其作为模拟电磁炮加速度信号。

其次,采用本文方法与常规典型方法对模拟加速度信号进行解析重构实验,通过评价指标来检验本文方法的性能。

最后,在某基地采集一定数量的电磁炮加速度数据,选取具有代表性的典型信号作为研究对象。采用本文方法对模实测数据进行解析重构实验,并与常规典型方法(EEMD、ICEEMDAN、EMD、ICEEMDAN-小波包分解)进行对比,验证本文方法的有效性和优越性。

### 2.2 评价指标

为说明融合最大似然-小波与 ICEEMDAN 的电磁炮加速度自适应解析与重构方法对加速度的重构精度,使用均方根误差(RMSE)的改进率、原序列  $x(t)$  与重构序列  $x'(t)$  之间的相关系数  $\rho$  及信噪比(SNR)来定量评价信号的提取效果,它们的定义如下。

1) RMSE 改进率为:

$$\begin{aligned} RMSE_{improve} &= RMSE_{M-w-l} - RMSE_{other} = \\ &= \frac{RMSE(x) - RMSE(\xi)}{RMSE(x)} - \frac{RMSE(x) - RMSE(\varepsilon)}{RMSE(x)} = \\ &= \frac{RMSE(\varepsilon) - RMSE(\xi)}{RMSE(x)} \end{aligned} \quad (2)$$

式中:  $RMSE_{improve}$  为 RMSE 的改进率;  $RMSE_{M-w-l}$  为融合最大似然-小波与 ICEEMDAN 的电磁炮加速度自适应解析与重构的减小率;  $RMSE_{other}$  为其他信号处理方法的减小率;  $x$  表示为原信号序列;  $\varepsilon$  表示其他方法得到的残差序列;  $\xi$  表示融合最大似然-小波与 ICEEMDAN 的电磁炮加速度自适应解析与重构方法得到的残差序列。  $RMSE_{improve}$  体现了融合最大似然-小波与 ICEEMDAN 的电磁炮加速度自适应解析与重构方法相对于其他方法在降低原始电磁炮加速度的 RMSE 值有效性方面的差异,值越大,改进效果越好。

2) 原始序列与重构序列之间的相关系数表示为:

$$\rho = \frac{Cov[x(n), x'(n)]}{\sqrt{D[x(n)]} \sqrt{D[x'(n)]}} \quad (3)$$

式中:  $Cov[x(n), x'(n)]$  表示原信号序列  $x(n)$  与重构序列  $x'(n)$  之间的协方差;  $D[x(n)]$ 、 $D[x'(n)]$  分别表示  $x(n)$  与  $x'(n)$  的方差。  $\rho$  值越接近于 1,表明原电磁炮加速度与重构信号相似的越高,提取精度越高。 SNR 计

算公式表示为:

$$SNR = 10 \lg \left[ \frac{\sum_{i=1}^n x^2(i)}{\sum_{i=1}^n [x(i) - x'(i)]^2} \right] \quad (4)$$

式中:  $x(i)$  为原信号序列的第  $i$  个值;  $x'(i)$  为重构后信号序列的第  $i$  个值;  $n$  表示序列的元素个数;  $SNR$  体现噪声信号在原始信号中的比重, 值越大, 降噪效果越好。

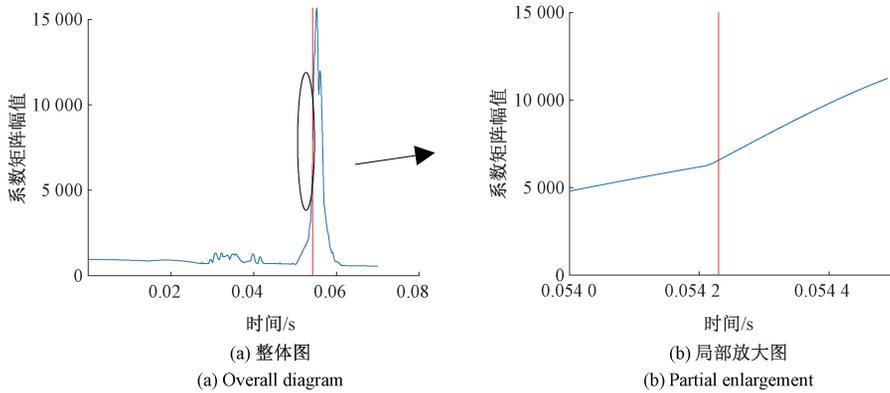


图 9 时间与系数矩阵最大幅值

Fig. 9 Time and coefficient matrix maximum amplitude diagram

### 2) 模拟电磁炮加速度信号解析与重构

采用 GAIN 网络学习实测电磁炮加速度信号特征, 通过训练获得模型后, 将模拟信号输入 GAIN 网络, 得到含噪的模拟电磁炮加速度信号。模拟信号以及加噪后的

### 2.3 实验结果

1) 基于最大似然-小波自适应分区

小波变换后的最大系数矩阵  $amplitude(n)$  的峭度值为 2.86, 接近正态分布的峭度值 3。因此, 建立了基于正态分布的最大似然函数模型。通过模型计算, 确定阈值为 6 534.75。进一步地, 将每个时间点的小波系数与阈值进行对比, 最终确定了膛内与出炮口的分界点, 其时间值为 0.054 23 s, 如图 9 所示。

模拟信号如图 10 所示。用本文方法和常规典型方法对模拟电磁炮信号进行自适应解析与重构实验, 结果如图 11 与表 1 所示。

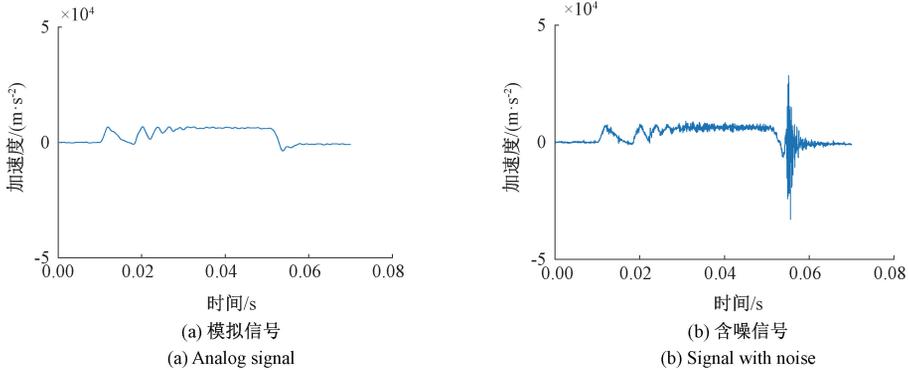


图 10 模拟电磁加速度信号

Fig. 10 Simulate electromagnetic acceleration signals

表 1 算法评估参数对比

Table 1 Comparison of evaluation parameters

算法	RMSE 改进率/%	相关系数 $\rho$	SNR
本文	—	<b>0.968 1</b>	<b>23.614</b>
EMD	0.982 6	0.901 1	18.813
EEMD	1.225 9	0.922 5	20.651
ICEEMDAN	38.447	0.343 2	7.641 3
ICEEMDAN-小波包分解	30.785	0.404 5	10.853

图 11 中, 可以看到本文方法与 EEMD 在信号重构上均取得了较为理想的效果。然而, 本文方法的重构曲线与模拟信号曲线最为接近, 这表明本文方法在电磁炮信号特征提取方面具有最强的能力, 其重构的电磁炮曲线最为准确。根据表 1 的数据, 本文方法的重构信号 RMSE 改进率均大于 0, 且相关系数最接近 1, 表明本文方法的重构信号与模拟信号更为接近。信噪比最高, 显示出优越的降噪性能。结果表明, 本文方法在电磁炮信号特征提取方面具有较好的表现。

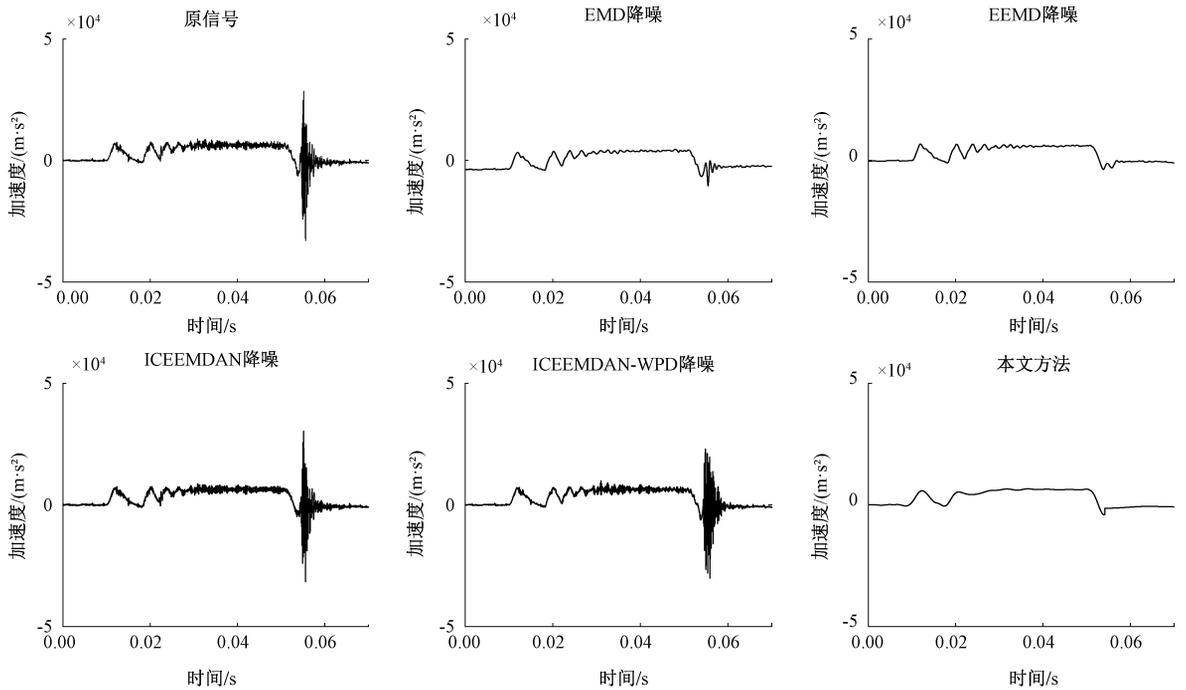


图 11 降噪后模拟电磁炮加速度对比

Fig. 11 Comparison of analog acceleration signals after noise reduction

3) 实测电磁炮加速度信号解析与重构

对电磁炮加速度进行 ICEEMDAN 分解,如图 12 所示,并对模态分量进行方差贡献率和相关系数计算,相关结果如图 13 所示。

由图 12 可得,膛内与出炮口阶段无频谱混叠现象。图 12(a)中,IMF1 与 IMF2 模态分量中检测到了频率为 20.724 与 29.294 kHz 的显著信号。这种高频信号的出现可能与电磁炮发射过程中强烈的电磁干扰有关,这些干扰主要源于快速变化的电流、控制电流流动的开关器件以及线圈与弹丸及其周围空间之间的电磁辐射。由于这些干扰通常集中在高频范围内,推测这些信号反映了电磁环境对测量信号的显著影响。IMF3~IMF5 模态分量则集中在 1 247~6 224 Hz 频率范围之内,这一频段信号特征可能与弹丸机械结构的振动相关。结合图 13(a)和(b)可得,IMF1~IMF5 相关系数和方差贡献率低,表明其对原始信号的贡献较小。IMF7~IMF10 的频率较低,可能是线圈依次触发所产生的低频波动,其相关系数与方差贡献率也强于高频模态分量,对原信号贡献率大。由图 13(b)可得,残差项显示出与原始信号最高的相关性,最能反映原始信号的特性,突出了弹丸在膛内的整体加速趋势。

在弹丸脱离其最后一级线圈的瞬间,洛伦兹力对其作用大大减弱,其电磁炮加速度呈现出较为平缓的变化趋势。然而,当弹丸的重心穿越炮口之际,由于重力矩的介入,弹丸与炮膛内壁之间会碰撞产生振荡现象。由

图 12(b)和 13(c)、(d)可知,振荡信号的能量主要集中在高频部分,且与原信号的相关性明显强于频率较低的信号,这也从侧面证明了出炮口的高频振荡信号是由于弹丸与炮膛内壁的磕碰所引起的。

因此,膛内与出炮口高频模态分量均为有害信号。基于  $t$  检验将模态分量划分为高频信号和低频信号,膛内和出炮口每个指标均值与 0 之间差异显著性的程度分别如表 2 和 3 所示。表 2 和 3 中  $p$  用于量化样本均值与总体均值之间差异显著性的程度。 $p$  值越小,表示差异越显著,即指标均值越远离 0,判断信号为低频信号; $ci$  表示样本均值估计的置信区间。

表 2 膛内加速度指标  $t$  检验结果

Table 2  $t$ -test results of in-bore acceleration metrics

指标	$p$	$ci$	指标	$p$	$ci$
1	0.775	[-4.1, 5.5]	5	0.265	[-36, 10]
2	0.674	[-7.2, 11]	6	0.128	[-48, 6.1]
3	0.974	[-16, 16]	7	<b>0.001</b>	<b>[9.5, 39]</b>
4	0.922	[-20, 18]	8	0.000	[-155, -72]

表 3 出炮口加速度指标  $t$  检验结果

Table 3  $t$ -test results of muzzle acceleration metrics

指标	$p$	$ci$	指标	$p$	$ci$
1	0.617	[-118, 70]	6	0.878	[-329, 384]
2	0.768	[-310, 229]	7	0.919	[-339, 376]
3	0.775	[-399, 297]	8	0.982	[-361, 353]
4	0.986	[-359, 352]	9	<b>0.000</b>	<b>[-1302, -585]</b>
5	0.979	[-352, 361]			

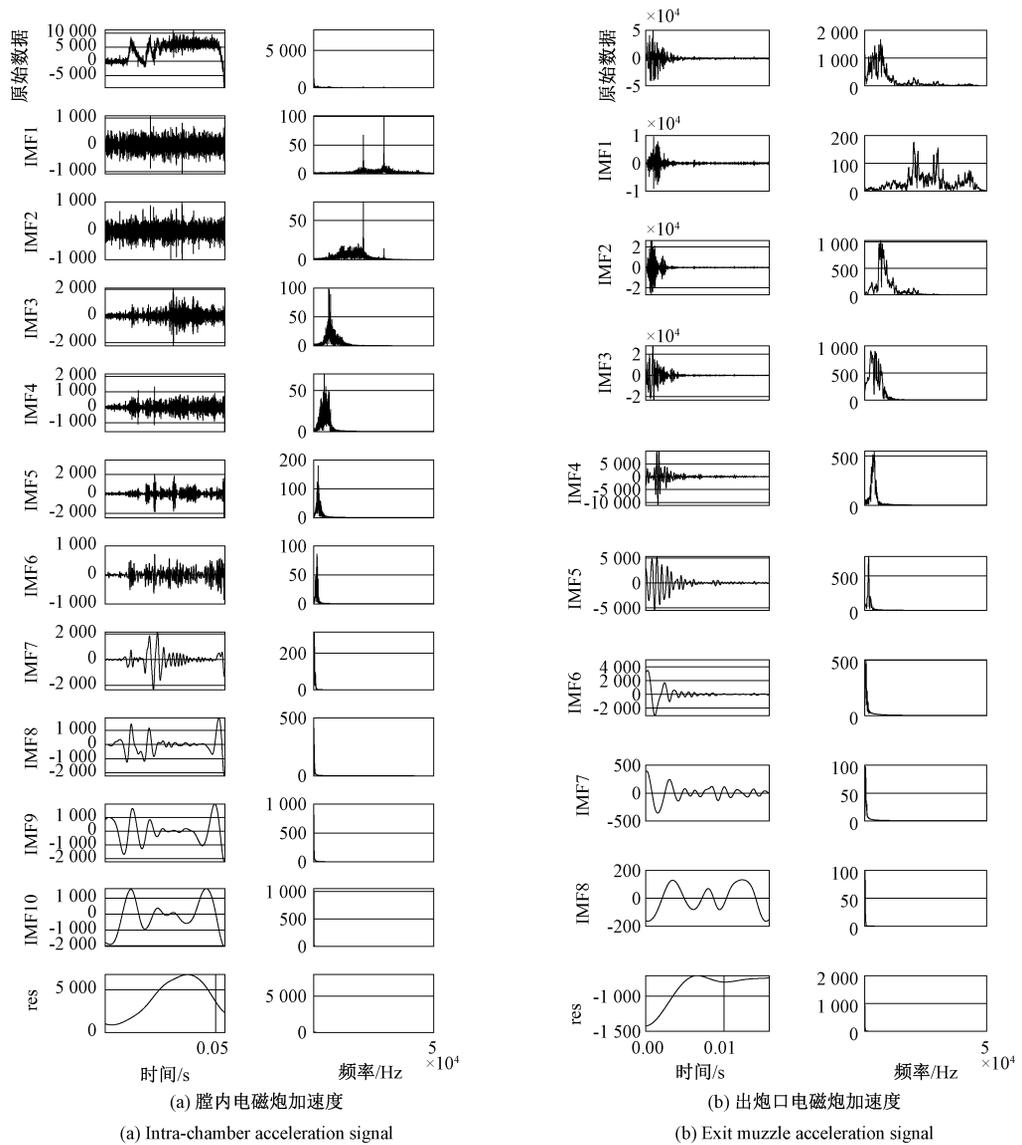


图 12 ICEEMDAN 分解  
Fig. 12 ICEEMDAN decomposition

由表 2 可得,膛内指标 7 处显著不为 0,则膛内 IMF1~IMF6 为高频信号,IMF7~IMF10 及趋势项 res 为低频分量。由表 3 可得,出炮口指标 9 处显著不为 0,则出炮口 IMF1~IMF8 为高频分量,趋势项 res 为低频分量。将膛内和出炮口的低频信号进行电磁炮加速度重构,如图 14 所示。

综上所述,电磁炮的发射过程中,随着驱动线圈的依次触发,弹丸的加速度呈现波动,最后趋于稳定。弹丸离开最后一级线圈时,由于截获效应的作用,加速度会瞬间反向。接着,由于空气阻力对加速度影响相对较小,弹丸周围仍然可能存在一定的磁场,产生一定的电磁力,会推动弹丸继续加速,弹丸加速度在截获效应后会呈现出一个平稳而缓慢上升的趋势。

#### 4) 实验结果分析对比

采用常规方法全局分解电磁炮加速度,部分图像如图 15 所示。

图 15(a)中,IMF1 与 IMF2 出现频率混叠,图 15(b)中,IMF2 与 IMF3 出现频率混叠,而图 12 中并未出现明显的频谱混叠现象。这表明,相比于全局模式分解,最大似然-小波与 ICEEMDAN 方法避免出现频率混叠问题。本研究重构后电磁炮加速度与常规非线性非平稳信号处理方法<sup>[22-25]</sup>重构后的电磁炮加速度进行对比。选取能量总和占比大于 90%的模式进行重构,如图 16 所示。图 16 中,可以观察到,本文方法在去除噪声方面表现出色,其效果明显优于 ICEEMDAN-小波包变换和 ICEEMDAN,能够有效地从复杂的信号中提取出有价值的信息,同时

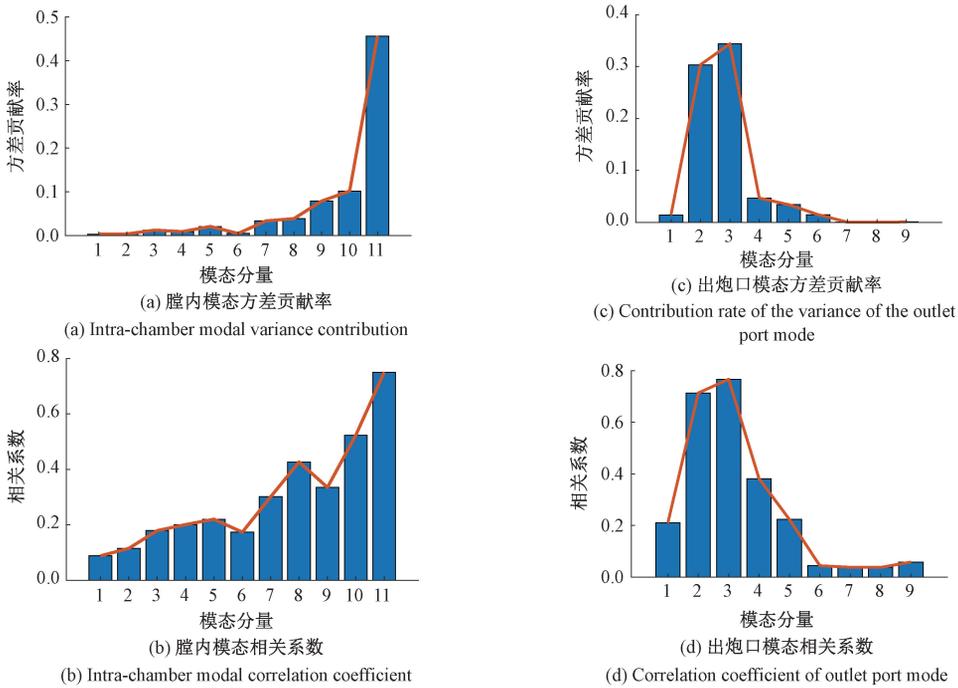


图 13 方差贡献率和相关系数

Fig. 13 Variance contribution rate and correlation coefficient

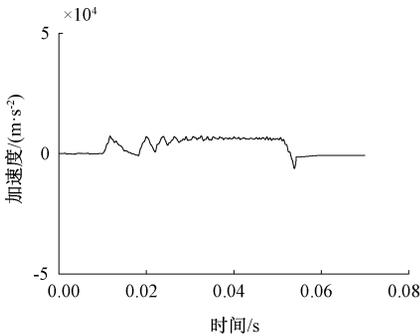


图 14 重构信号

Fig. 14 Reconstructed signal

降低噪声水平。融合最大似然-小波与 ICEEMDAN 方法与 EEMD、ICEEMDAN、EMD、ICEEMDAN-小波包分解对比的相关系数,均方根误差改进率,以及信噪比如表 4 所示。

相比之下,传统的 EMD 和 EEMD 虽然也具有一定的去噪效果,但与融合最大似然-小波 ICEEMDAN 方法相比,它们的均方根误差 (RMSE) 稍高,相关系数也略低,表明它们的信号与原始信号的关联度不如融合最大似然-小波与 ICEEMDAN 方法紧密。此外,它们的信噪比也相对较低,这进一步证实了融合最大似然-小波 ICEEMDAN 方法的优越性。

为了检验本文方法及其他常规方法处理电磁炮加速

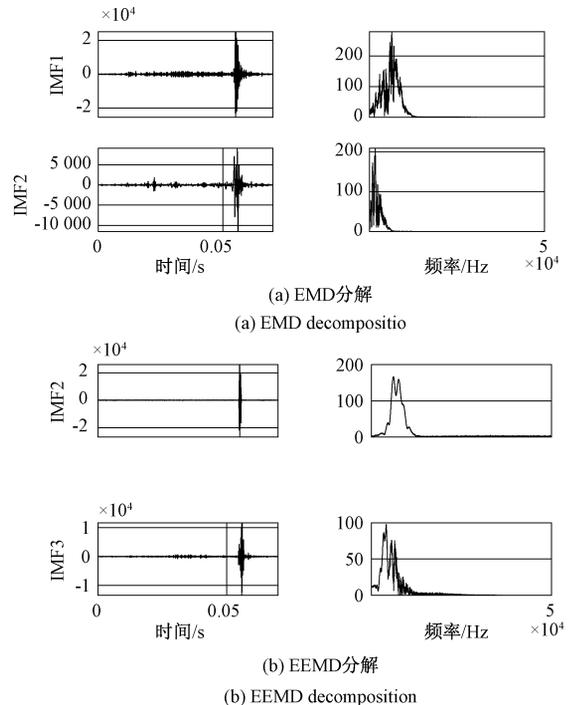


图 15 信号模态分解

Fig. 15 Signal modal decomposition

度信号的可靠性和有效性,对重构后的电磁炮加速度信号曲线分别在时域上进行一次积分,得到速度变化曲线,如图 17 所示。本文方法得到电磁炮在出炮口的速度为

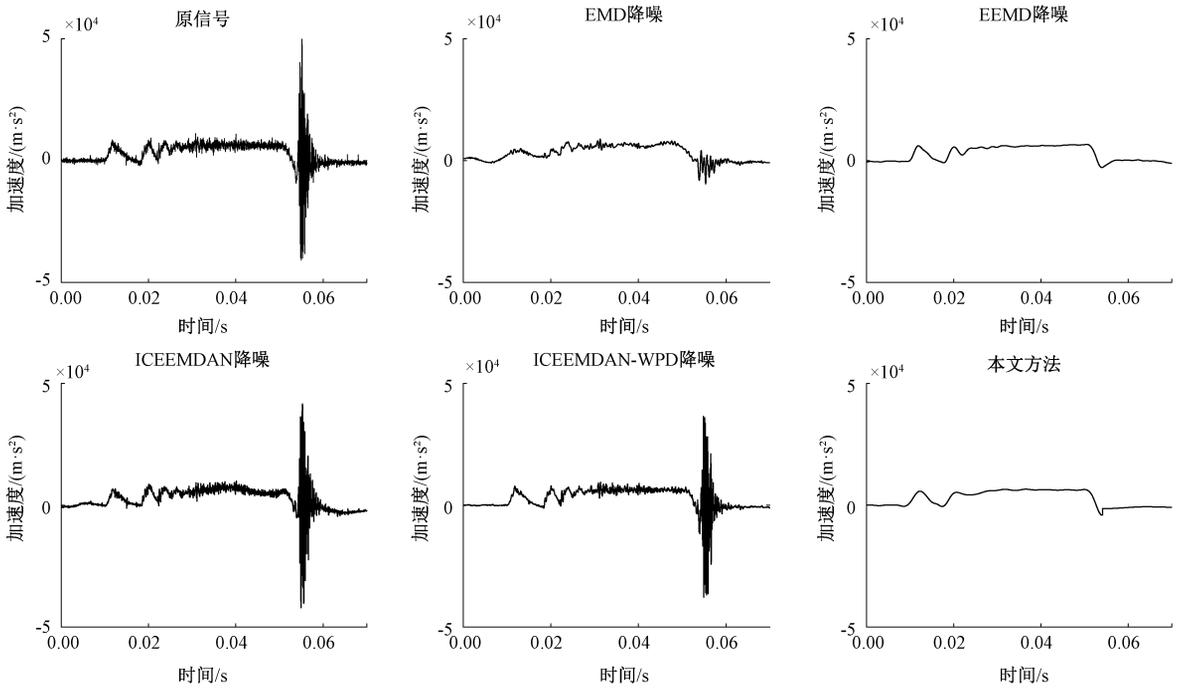


图 16 降噪后电磁炮加速度对比

Fig. 16 Comparison of acceleration signals after noise reduction

123.845 6 m/s, EMD 得到电磁炮在出炮口的速度为 128.117 5 m/s, EEMD 得到电磁炮在出炮口的速度为 131.399 1 m/s, ICEEMDAN 得到电磁炮在出炮口的速度为 138.503 1 m/s, ICEEMDAN-小波包分解得到电磁炮在出炮口的速度为 133.747 3 m/s。为更直观地对比 5 种方法的重构效果, 将 5 种方法得到的试验结果与电磁炮出炮口的实际速度进行对比, 如表 5 所示。由表 5 可得, 本文方法得到的电磁炮速度与电磁炮试验速度误差最小, 因此本文方法具有更优的重构效果及更高的可靠性。

表 4 算法评估参数对比

Table 4 Comparison of evaluation parameters

算法	RMSE 改进率/%	相关系数 $\rho$	SNR
本文	—	<b>0.673 1</b>	<b>3.861 4</b>
EMD	0.286	0.669 1	3.815 3
EEMD	0.325 9	0.662 5	3.730 1
ICEEMDAN	29.994	0.324 2	-0.047 3
ICEEMDAN-小波包分解	25.927	0.364 5	0.383 0

表 5 5 种处理方法试验结果对比

Table 5 Comparison of the test results of the five treatment methods

算法	出炮口速度/( $m \cdot s^{-1}$ )	速度误差/%
电磁炮试验	120.689 4	—
本文	123.845 6	2.6
EMD	128.117 5	6.2
EEMD	131.399 1	8.8
ICEEMDAN	138.503 1	14.8
ICEEMDAN-小波包分解	133.747 3	10.8

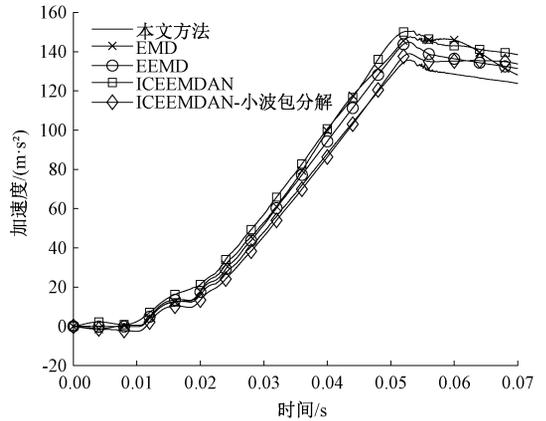


图 17 电磁炮速度变化曲线

Fig. 17 Electromagnetic gun velocity curve

### 3 结论

本文研究的核心思路是利用最大似然-小波与 ICEEMDAN 方法, 通过自适应分区与自适应分解技术, 解决了电磁炮加速度在膛内与出炮口之间存在的显著模态差异问题, 实现了信号的自适应模态分解。该方法通过基于  $t$  检验的有效模态提取, 重构了电磁炮加速度信号, 减少了人为主观性判断对结果的影响, 显著提高了信号处理的客观性与准确性。实验结果表明, 本文提出的算

法使得均方根误差得到了有效改进,相关系数提高至 0.673 1,信噪比提高至 3.861 4,有效避免了部分区域过分解或分解不彻底的问题。最终,得到的积分结果能够较为准确地反映电磁炮出炮口的速度,并使得电磁炮速度与实际试验数据的误差最小,从而为电磁炮加速度的精确提取提供了有力支持。未来,本文方法将为构建多模态信号感知系统奠定基础,旨在全面捕获电磁炮系统的运行状态,并结合深度学习技术进一步提升加速度信号的提取精度,从而推动电磁炮系统的智能化与高精度监测应用。

## 参考文献

- [ 1 ] 马伟明,鲁军勇.电磁发射技术的研究现状与挑战[J].电工技术学报,2023,38(15):3943-3959.  
MA W M, LU J Y. Research status and challenges of electromagnetic launch technology [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2023, 38(15): 3943-3959.
- [ 2 ] 马俊伟.超高速电磁炮的多物理场耦合发射研究[D].秦皇岛:燕山大学,2023.  
MA J W. Research on multi-physics coupling emission of ultra-high-speed electromagnetic railgun[D]. Qinhuangdao: Yanshan University, 2023.
- [ 3 ] 管少华,关晓存,郭灯华,等.多级同步感应线圈发射器电枢内部强磁场屏蔽与优化[J].电工技术学报,2020,35(S2):333-340.  
GUAN SH H, GUAN X C, GUO D H, et al. Shielding and optimization of strong magnetic field inside the armature of multi-stage synchronous induction coil launcher [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2020, 35(S2): 333-340.
- [ 4 ] 郭灯华,史铎林,关晓存,等.电容驱动型多级感应线圈炮模型简化[J].电机与控制学报,2022,26(5):8-16.  
GUO D H, SHI D L, GUAN X C, et al. Model simplification of capacitor-driven multi-stage induction coilgun [J]. Electric Machines and Control, 2022, 26(5): 8-16.
- [ 5 ] 史铎林,郭灯华,关晓存,等.多级线圈发射装置位置触发控制系统研究[J].火炮发射与控制学报,2022,43(4):49-56.  
SHI D L, GUO D H, GUAN X C, et al. Research on position trigger control system of multi-stage coil launcher [J]. Journal of Gun Launch & Control, 2022, 43(4): 49-56.
- [ 6 ] 管少华,关晓存,吴彪.多级同步感应线圈发射器电枢内腔磁场分布特性影响因素分析[J].海军工程大学学报,2023,35(3):22-28.  
GUAN SH H, GUAN X C, WU B. Analysis of influencing factors on the distribution characteristics of magnetic field in the armature chamber of multi-stage synchronous induction coil launcher [J]. Journal of Naval University of Engineering, 2023, 35(3): 22-28.
- [ 7 ] 陈朝朋,朱娜,杨欢,等.基于 EEMD 及自适应滤波的轧辊磨屑振动特征提取[J].电子测量与仪器学报,2018,32(1):40-47.  
CHEN CH P, ZHU N, YANG H, et al. Extraction of roll wear vibration characteristics based on EEMD and adaptive filtering [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2018, 32(1): 40-47.
- [ 8 ] 杨兵,杨志强,田镇,等.联合 EMD-HD 和小波分解的 GNSS 坐标时间序列降噪分析[J].测绘学报,2022,51(9):1881-1889.  
YANG B, YANG ZH Q, TIAN ZH, et al. Denoising analysis of GNSS coordinate time series based on combined EMD-HD and wavelet decomposition [J]. Acta Geodaetica and Cartographica Sinica, 2022, 51(9): 1881-1889.
- [ 9 ] 李诗楠,凌威,梁竹关,等.基于 ICEEMDAN 与小波包分解的脉搏信号联合去噪[J].电子测量技术,2022,45(18):41-48.  
LI SH N, LING W, LIANG ZH G. Joint denoising of pulse signals based on ICEEMDAN and wavelet packet decomposition [J]. Electronic Measurement Technology, 2022, 45(18): 41-48.
- [ 10 ] LI Y, FANG L, QI Z. Fault diagnosis of hydraulic pump based on ICEEMDAN sample entropy and LLTSA [C]. Proceedings of the 2023 IEEE International Conference on Control, Electronics and Computer Technology (ICCECT), 2023.
- [ 11 ] 赵东,马荣宇,于立川,等.基于经验模态分解和小波包能量熵的杉木加载过程中细观损伤监测与识别[J].北京林业大学学报,2024,46(3):123-131.  
ZHAO D, MA R Y, YU L CH, et al. Microscopic damage monitoring and identification in loading process of Chinese fir based on empirical mode decomposition and wavelet packet energy entropy [J]. Journal of Beijing Forestry University, 2024, 46(3): 123-131.
- [ 12 ] SUN J, XING H Y, WU J J. Distributed sea clutter denoising algorithm based on variational mode decomposition [J]. Instrumentation, 2020, 7(3): 23-32.
- [ 13 ] 武曙光,边少锋,李厚朴,等.基于变分模态分解的 GNSS 高程时间序列时变信号提取[J].测绘学报,2024,53(1):79-90.  
WU SH G, BIAN SH F, LI H P, et al. Extraction of time-varying signals from GNSS elevation time series based on variational mode decomposition [J]. Acta Geodaetica and Cartographica Sinica, 2024, 53(1): 79-90.

- [14] 闫鹏,张云鹏,侯善营,等. 基于改进 EMD-小波包的爆破振动信号降噪方法研究[J]. 振动与冲击, 2024, 43(11):264-271,287.  
YAN P, ZHANG Y P, HOU SH Y, et al. Research on denoising method of blasting vibration signal based on improved EMD-wavelet packet [J]. Journal of Vibration and Shock, 2024, 43(11):264-271, 287.
- [15] GAO Y, WANG W, WANG C, et al. A pipeline leak localization method based on the EEMD-HT algorithm and the leakage-grading resolution strategy [J]. IEEE Sensors Journal, 2024, 24(8):13043-13054.
- [16] 石敬斌,关晓存,管少华,等. 同步感应线圈发射器多物理场直接耦合分析[J]. 海军工程大学学报, 2023, 35(4):29-35.  
SHI J B, GUAN X C, GUAN SH H, et al. Direct coupling analysis of multi-physics fields in synchronous induction coil launcher [J]. Journal of Naval University of Engineering, 2023, 35(4):29-35.
- [17] 石敬斌,关晓存,管少华,等. 同步感应线圈发射器弹载存储测试技术研究 [J]. 电工技术学报, 2024, 39(2):325-332.  
SHI J B, GUAN X C, GUAN SH H, et al. Research on on-board storage and testing technology for synchronous induction coil launcher [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2024, 39(2):325-332.
- [18] 齐绍洲,赵鑫,谭秀杰. 基于 EEMD 模型的中国碳市场价格形成机制研究[J]. 武汉大学学报(哲学社会科学版), 2015, 68(4):56-65.  
QI SH ZH, ZHAO X, TAN X J. Research on the formation mechanism of China's carbon market price based on EEMD model [J]. Wuhan University Journal (Philosophy & Social Sciences), 2015, 68(4):56-65.
- [19] 孙传猛,陈嘉欣,原玥,等. 基于串并行双分支网络的冲击波信号重构方法[J]. 振动与冲击, 2024, 43(6):38-49.  
SUN CH M, CHEN J X, YUAN Y, et al. A reconstruction method of shock wave signal based on serial-parallel dual-branch Network [J]. Journal of Vibration and Shock, 2024, 43(6):38-49.
- [20] 孙传猛,裴东兴,陈嘉欣,等. 基于深度学习的爆炸冲击波信号重构模型 [J]. 计测技术, 2022, 42(2):57-67.  
SUN CH M, PEI D X, CHEN J X, et al. Explosion shock wave signal reconstruction model based on deep learning [J]. Computer Technology, 2022, 42(2):57-67.
- [21] 杨洋,郭兴明,郑伊能,等. 基于 ICEEMDAN-MSE 的左室舒张功能障碍心电图信号的识别研究[J]. 仪器仪表学报, 2022, 43(1):274-281.  
YANG Y, GUO X M, ZHENG Y N, et al. Study on the recognition of left ventricular diastolic dysfunction heart sound signals based on ICEEMDAN-MSE [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2022, 43(1):274-281.
- [22] 古莹奎,曾磊,张敏,等. 基于 CEEMDAN-SQI-SVD 的齿轮箱局部故障特征提取[J]. 仪器仪表学报, 2019, 40(5):78-88.  
GU Y K, ZENG L, ZHANG M, et al. Local fault feature extraction of gearbox based on CEEMDAN-SQI-SVD [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2019, 40(5):78-88.
- [23] 贾亚超,李国龙,何坤,等. 基于灰色准则与 EEMD 的滚刀振动信号降噪方法 [J]. 仪器仪表学报, 2019, 40(7):187-194.  
JIA Y CH, LI G L, HE K, et al. Noise reduction method of hob cutter vibration signal based on grey criterion and EEMD [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2019, 40(7):187-194.
- [24] 孙灵芳,王彤彤,徐曼菲,等. 基于改进 CEEMD 的薄层污垢超声检测信号去噪 [J]. 仪器仪表学报, 2017, 38(12):2879-2887.  
SUN L F, WANG T T, XU M F, et al. Signal denoising for ultrasonic detection of thin layer of dirt based on improved CEEMD [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2017, 38(12):2879-2887.
- [25] LUO Z M, ZHANG X W, YANG Y, et al. Third-party damage monitoring technology for long-distance natural Gas pipelines based on EEMD [C]. SSRN, 2024.

## 作者简介



赵永壮, 2021 于中北大学获得学士学位, 现为中北大学硕士研究生, 主要研究方向为动态测试与校准技术、信息获取。

E-mail: zhaoyongzhuang1998@163.com

**Zhao Yongzhuang** received his B. Sc. degree from North University of China in 2021 and is currently a master's student at North University of China. His main research interests include dynamic testing and calibration technology, information acquisition.



孙传猛(通信作者), 2015 年于重庆大学获得博士学位, 现为中北大学副教授, 主要研究方向为深度学习、机器视觉及高压、高冲击、高温、高速、强电磁干扰等恶劣环境下各种瞬态过程的信息获取。

E-mail: sun\_c\_m@163.com

**Sun Chuanmeng** (Corresponding author), received his Ph. D. degree from Chongqing University in 2015 and is currently an associate professor at North University of China. His main research interests include deep learning, computer vision, and information acquisition of various transient processes in harsh environments such as high voltage, high shock, high temperature, high speed, and strong electromagnetic interference.