

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J1905173

侵彻过载信号的欠定盲源分离与特征提取*

赵海峰^{1,2,3}, 张亚^{1,4}, 李世中^{1,4}

(1. 中北大学机电工程学院 太原 030051; 2. 渥太华大学机械工程学院 渥太华 K1N6N5;
3. 南京信息职业技术学院 南京 210023; 4. 中北大学 地下目标毁伤技术国防重点学科实验室 太原 030051)

摘要:侵彻过载信号成份复杂,传统盲源分离方法无法有效提取弹体侵彻靶特征,基于此提出一种不受测试传感器数量限制、具有源数估计的侵彻过载信号盲源分离方法。首先,对单通道测试信号进行总体经验模态分解,将分解后的固有模态与原信号组成多维信号;其次,对组成的多维信号奇异值分解,以“前K次奇异值占优”法则估计信号振源个数,利用“最大互相关系数法”筛选最优IMF函数与原信号重组构造多通道混合信号;最后,对多通道混合信号白化处理和联合近似对角化,计算酉矩阵获得测试信号的混合估计。将其用于单通道侵彻过载信号的特征提取,获得了与源信号相关度为0.9747的加速度特征信号。与现有方法相比,该方法能有效分离出单通道侵彻过载特征信号,并且信号处理过程具有的自适应特性也解决了不同弹靶工况下过载信号滤波频率的选择困难问题。

关键词:侵彻过载信号;总体经验模态分解;盲源分离;奇异值分解;特征提取

中图分类号: TN911.7 TH113.1 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.40

Undetermined blind source separation and feature extraction of penetration overload signals

Zhao Haifeng^{1,2,3}, Zhang Ya^{1,4}, Li Shizhong^{1,4}

(1. Faculty of Mechanical and Electrical Engineering, North University of China, Taiyuan 030051, China; 2. College of Mechanical Engineering, University of Ottawa, Ottawa K1N6N5, Canada; 3. Nanjing Vocational College of Information Technology, Nanjing 210023, China; 4. National Defense Key Subject Laboratory of Underground Target Damage Technology, North University of China, Taiyuan 030051, China)

Abstract: It is difficult to separate the overload characteristic signal of projectile penetrating target from complex test signals using the traditional blind source separation (BSS) method. In this study, a new BSS method of penetrating overload signals is proposed, which is not affected by the number of test sensors. This method can also estimate the number of signal sources. Firstly, the single-channel penetration overload signal is decomposed by the ensemble empirical mode decomposition, and the decomposed intrinsic mode function and the test signal are used to generate multi-dimensional signals. Secondly, the multi-dimensional signals are decomposed by the singular value decomposition method. The number of vibration sources is estimated according to the rule of prior K-order singular value dominance. And the maximum cross-correlation coefficient method is used to determine the best IMF. The test signal and the best IMF are formulated into a multi-channel mixed signal. Finally, the multi-channel mixed signal is whitened and jointly approximated diagonalized. The unitary matrix is calculated to obtain the mixed estimation of the original test signal. The acceleration characteristic signal with a correlation of 0.9747 is obtained by using the method in single channel penetration overload experiment. Compared with the existing methods, this method can effectively separate the characteristic signals of penetration overload. And the adaptive properties of the signal processing process also solves the problem of choosing the filtering frequency of overload signal under different missile target working conditions.

Keywords: penetration test signals; ensemble empirical mode decomposition (EEMD); blind source separation (BSS); singular value decomposition (SVD); feature extraction

0 引言

弹体侵彻过载测试较为复杂, 采用弹体底部放置特殊装置是获取过载信号的常用方法。文献[1-5]通过对获取的测试信号进行分析、处理, 得到了弹体侵彻靶过程的加速度、速度、位移等重要参数, 为弹体结构、强度、装药稳定性和引信可靠性设计提供了重要参考。但是, 弹体侵彻测试所获的信号不仅包含弹体侵彻靶体的刚体加速度特征, 还包含了弹体以及测试装置的结构响应和外部噪声。因此, 合理分离弹体侵彻靶时弹体的刚体加速度特征, 滤除测试信号中含有的结构响应和外部噪声成份, 就成为了侵彻过载信号处理的关键。

目前, 关于侵彻过载信号的处理方法, 国内外学者开展了大量的研究工作。文献[6]通过计算相邻 15 点测试数据, 采取多点数据平均化处理的方法拟合刚体过载加速度信号, 积分获得了侵彻过程弹体入靶速度, 这种方法可减小侵彻过程高频振动信号的影响, 但通过多点测试数据进行平均拟合, 其理论依据不充分, 且拟合点数量不易有效选取。文献[7]提出了侵彻信号的小波阈值滤波方法, 完成了仿真信号的滤波分析。文献[8]提出总体经验模态分解(ensemble empirical mode decomposition, EEMD)和小波变换(wavelet transform, WT)的联合滤波方法, 积分获得了侵彻弹体的近似位移曲线。但小波方法需针对信号特征事先选择合适的小波基及分解层数, 分解过程对操作者的先验知识水平要求较高, 母小波选择的困难使得以上方法具有一定的局限性。文献[9]通过对实测数据进行 3 kHz 的截止频域滤波, 得到了弹体侵彻靶过程的刚体加速度曲线。文献[10]通过多次滤波实验提出了临界截止频率低通滤波方法, 但滤波截止频域需要通过多次试验获得, 对具体侵彻过载信号数据的滤波操作性不强。文献[11-14]采用弹体模态分析和测试信号频谱结合的方法确定截止频率完成信号的滤波, 获得相应的刚体过载。模态分析与频谱结合方法对实测数据进行分析处理得到的刚体过载与柱形空腔膨胀理论计算结果能较好吻合, 但通过有限元软件或试验方法对试验弹及测试装置进行模态分析时, 由于无法获得弹体在侵彻过程的真实约束条件, 把试验弹按空间自由度分析, 导致分析获得各阶频率与真实值之间存在差别, 从而引起滤波截止频率选择不准确。文献[15]基于 EEMD 和 Choi-Williams 分布完成了侵彻过载信号的时频分析, 消除了信号内部各模态函数之间时频分布交叉项, 但没有完成侵彻实验加速度、速度、位移参数的处理和验证。文献[16]采用奇异值分解技术(singular value decomposition, SVD)剔除了弹体加速度信号中的振动和噪声信号, 获得了侵彻过载加速度特征, 但忽略了侵彻过

程弹体的频率特征。

综上, 上述研究在侵彻过载信号的处理方面有着一定范围内的实用性, 但也存在着以下缺点: 1) 对于截止频域滤波滤波方法, 其滤波截止频率难以确定, 并且基于固定频率的阈值滤波在滤除高频无用信号时, 容易将有用信号部分滤除, 进而造成滤波所得信号与实际有用过载存在差异; 2) 对于时频分析方法, 需要组合各种现有方法, 对不同工况下的侵彻过载信号选择适当参数进行分解, 其处理过程复杂且缺乏通用性^[17]。

盲源分离(blind source separation, BSS)是近年来迅速发展起来的一种功能强大的信号处理方法, 可以在源信号与混合通道参数均未知的条件下, 通过传感器观测信号来估计源信号和未知混合通道参数^[18-19]。但是传统的盲源分离方法都是针对观察信号数大于或等于振源信号个数的情况, 对于观察信号小于振源信号数目的侵彻过载测试信号, 现有的盲源分离方法无法解决源信号的估计问题。

考虑到 EEMD 解能够将非线性、非平稳信号分解为一系列线性、平稳的固有模态函数(intrinsic mode function, IMF)^[20]。本研究将 EEMD 和 BSS 理论相结合, 提出一种不受测试传感器数量限制、具有振动信号源数估计的侵彻过载信号盲源分离方法。通过对侵彻过载信号进行 EEMD 构造多维信号实现信号盲源分离条件, 再以“前 K 次奇异值占优”法则确定信号的主要振源数目, 并依据“最大互相关系数法”筛选最优 IMF 分量与原信号重组形成多通道混合信号; 最后经二阶盲辨识算法(second order blind identification, SOBI)分离获得弹体侵彻靶过程的刚体加速度特征和近似弹体结构响应。

本文所提方法解决了截止频率滤波分析过程中侵彻过载信号频率参数难以选择的问题, 结合 EEMD 和 BSS 理论实现了弹体侵彻实验中由于测试困难导致的观察信号数目小于弹体振源信号数目的单通道实验信号的盲源分离, 同时本文方法具有的信号自适应分解特性也避免了部分已有时频分析方法在处理侵彻过载不同弹靶工况下滤波参数的选择困难问题。

1 盲源分离

假设 N 个独立统计的未知信号 $\mathbf{S}(t)$, 经过未知信道传输后由 M 个传感器检测获得观测信号 $\mathbf{X}(t)$, 观察量和信号源具有如下关系。

$$\mathbf{X}(t) = \mathbf{A}\mathbf{S}(t) + \mathbf{n}(t) \quad (1)$$

式中: $\mathbf{X}(t) = [X_1(t), X_2(t), \dots, X_m(t)]^T$ 为 M 维观测信号; $\mathbf{S}(t) = [S_1(t), S_2(t), \dots, S_n(t)]^T$ 为 N 维未知源信号; $\mathbf{n}(t)$ 为 N 维加性信道噪声; \mathbf{A} 为特性未知的 $M \times N$ 阶混合矩阵, $M > N$ 。

盲源分离就是从 $X(t)$ 出发,构造一个分离矩阵 W ,使得观测信号 $X(t)$ 通过该矩阵,尽量地完全分离出源信号 $S(t)$ 的各个组成,设 $Y(t)$ 为源信号估计矢量,则分离系统的数学表示为:

$$Y(t) = WX(t) \quad (2)$$

由于盲源分离仅仅根据观察信号来估计输入信号,而无关其他先验知识,所以求得的估计输入信号与源信号之间存在不确定性,主要表现在估计信号的幅值和排列顺序不确定。但这并不影响对信号的分析,因为信号的大部分信息是包含在波形上而不是在排列顺序上。

2 总体经验模态分解

经验模态分解法 (empirical mode decomposition, EMD) 是由美国国家宇航局美籍华人黄锷 (Huang N. E.) 于 1998 年提出的一种信号自适应时频处理方法^[21]。它可以将非线性、非平稳信号分解为一系列线性、平稳的固有模态函数,目前已应用于海洋/大气/天体观测、地震信号分析、机械故障诊断、动力系统的阻尼识别以及大型土木工程结构的模态参数识别等方面。EEMD 是在 EMD 算法基础上发展而来的一种非线性、非平稳信号自适应分解方法。通过对原始信号加入不同幅值的随机高斯白噪声,利用高斯白噪声频率的均匀分布统计特性,使不同频段尺度的信号自映射到与高斯白噪声相关的适当尺度上,消除了 EMD 分解极值点上下包络线的拟合误差,避免了分解过程信号模态混叠^[22]。EEMD 的具体算法如下。

首先,测试观察信号 $X(t)$ 加入 N 组不同的高斯白噪声形成总体信号序列 $S(t)$ 。然后,对新的总体信号序列 $[S_1(t), S_2(t), \dots, S_n(t)]$ 进行 EMD 分解。找出信号 $S(t)$ 所有极值点,将所有极大值点和极小值点用三次样条插值函数拟合,形成信号 $S(t)$ 的上、下包络线,求得上、下包络线的均值 $M_1(t)$ 。获得新数据序列如下。

$$H_1(t) = S(t) - M_1(t) \quad (3)$$

理想情况下, $H_1(t)$ 是一个固有模态函数,不存在负的局部极大值和正的局部极小值,但实际情况并非如此。为此,将 $H_1(t)$ 作为新数据重复以上过程,继续进行“筛选”。获得下一数据序列如下

$$H_{11}(t) = H_1(t) - M_{11}(t) \quad (4)$$

“筛选”过程持续 K 次,直到 H_{1k} 是一个固有模式函数为止,即:

$$H_{1k}(t) = H_{1,k-1}(t) - M_{1k}(t) \quad (5)$$

记第 1 个固有模式函数为:

$$IMF_1 = H_{1k} \quad (6)$$

此时, IMF_1 作为侵入过载信号的第 1 个固有模态函数从原数据序列分离,残余项为:

$$R_1 = X(t) - IMF_1 \quad (7)$$

之后,残余项 R_1 继续按上述步骤分解,得到若干不可分解的固有模式函数 IMF_i , 直至 IMF_n 为止。这样原始信号序列就可以表征为:

$$S(t) = \sum_{i=1}^n IMF_i + R_n \quad (8)$$

式中: IMF_i 代表了信号 $X(t)$ 的第 i 个固有模式函数; R_n 为信号残余分量。

3 侵入过载信号的欠定盲源分离

传统的盲源分离算法要求观测信号个数大于或等于源信号个数,而对于测试过程复杂的单传感器侵入过载信号,现有的盲源分离算法无法有效分解。因此,有必要充分利用侵入过载信号测试信息,寻求合适的盲源分离方法来实现侵入信号的盲源分离。文献[23]基于观测信号扩维的混合矩阵估计方法中,指出由于 EMD 类方法具有信号的自适应分解特性,相比于时空法、小波变换法、伪多源采样法能够得到更好的多通道观测信号。

如上所述,如果利用 EMD 将单通道侵入过载信号分解,并将 IMF 与源测试信号组合形成新的多维观察信号,就解决了侵入过载观察信号数目小于源信号数目的问题。但是由于 EMD 存在端点效应、受曲线拟合影响,易产生模态混叠和伪 IMF 现象^[24]。尤其对于弹体侵入靶过程中的产生低频振动,影响将会更加严重。因此,为了消除 EMD 分解模态混叠和可能产生的伪 IMF 现象,本文采用 EEMD 方法,提出以“前 K 次奇异值占优”准则估计侵入过程的信号振源数目,依据“最大互相关系数法”来筛选最优 IMF 分量,将筛选后的 IMF 分量与原信号重组形成多通道混合信号,然后利用二阶盲辨识算法实现单通道侵入过载信号的盲源分离和特征提取。

3.1 信号 EEMD 分解和源数估计

首先,对单通道观察信号 $X(t)$ 进行 EEMD 分解,得到信号的固有模态函数 $X_{Imf} = [IMF_1, IMF_2, \dots, IMF_n, R_n]$ 。之后,将分解后的固有模态函数 IMF_i 和原始信号 $X(t)$ 构成新的多维观察信号 $Y(t) = [X(t), IMF_1, IMF_2, \dots, IMF_n, R_n]$,即可解决观察信号数目小于源信号数目的难题。

其次,对多维观察信号 $Y(t)$ 自相关矩阵奇异值分解。重组后的多维观察信号 $Y(t)$ 的自相关矩阵可以表示为:

$$R_{yy} = E[Y(t) \times Y^H(t)] \quad (9)$$

式中: $(\cdot)^H$ 表示复数共轭变换。

对 R_{yy} 奇异值分解,

$$R_{yy} = E[Y(t) \times Y^H(t)] = V_S \Lambda_S V_S^T + V_N \Lambda_N V_N^T \quad (10)$$

式中: V_S 是信号分解后按降序排列的主分量; V_N 对应分解后的噪声特征; $\Lambda_S = \text{diag}\{\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_n\}$ 和 Λ_N 则

为信号主分量 \mathbf{V}_s 和噪声信号 \mathbf{V}_N 的对应特征值。

在侵彻过载测试实验中,假设噪声方差相对侵彻过载特征和测试装置轴向振动信号相对较小,通过精确估计协方差矩阵 \mathbf{R}_{yy} 特征值数值占比,即可完成信号主要振源数目的确定。因此,本文提出 \mathbf{R}_{yy} 奇异值分解,依据“前 K 次特征值总体比值 λ_K 占优”准则来完成对包含绝大部分特征的主分量信号源数的估计, λ_K 定义如式(1)所示。

$$\lambda_K = (\delta_1 + \delta_2 + \dots + \delta_k) / (\delta_1 + \delta_2 + \dots + \delta_n) \quad (11)$$

当 K 取某一定值 i 时, λ_K 为接近 1 的数值,若继续取 $K=m+1, m+2, \dots, \lambda_K$ 会因分解后的特征值变小而变化缓慢。当 λ_K 值接近于 1 且变化比率小于 1% 时,表明信号经奇异值分解前后 K 次分量信息已经占优。如果继续增大 K 取值没有任何意义,同时还会增加信号处理计算量。此时,认为信号的重构维数最佳。

3.2 信号重组和升维

在得到信号主要振源个数估计后,为寻找能够代表原始信号的振动分量以实现信号的重组和升维^[25],同时避免因 EEMD 分解引入相关性很小的虚假信号及误差,依据 IMF 分量的正交特性,本文采用最大相关系数法对分解后的各 IMF 分量进行筛选^[26]。通过计算测试信号与 IMF 互相关系数的大小,找到最大互相关系数所对应的 IMF 分量,认为该分量在很大程度上能够代表原始信号的波动特征。反之,非特征分量与原始信号的相关性则较差。相关系数 γ 由式(12)求得。

$$\gamma(X(t), IMF_i) = \frac{|\text{cov}(X(t), IMF_i)|}{\sqrt{\text{var}(X(t), X(t)) \times \text{var}(IMF_i, IMF_i)}} \quad (12)$$

式中: $\text{cov}()$ 表示协方差函数; $\text{var}()$ 表示方差函数; $X(t)$ 为原始信号; IMF_i 代表 EEMD 分解后源信号不同的固有模态分量; 互相关系数的范围为 $[0, 1]$; γ 值越大越能反映两个信号的相互匹配程度。

在计算相关系数 γ 后,按前述估计的主要源信号个数将相关系数最接近的 IMF 分量与原信号重组形成多通道混合信号 $\mathbf{Z}(t)$ 。

$$\mathbf{Z}(t) = [X(t), IMF_1, IMF_2, \dots, IMF_K]^T \quad (13)$$

3.3 信号二阶盲辨识分离

在信号重组形成多通道混合信号后,满足了信号盲源分离条件,采用二阶盲辨识算法完成信号的盲分离。

二阶盲辨识是一种基于二阶统计量的盲源分离算法,最早由 Belouchrani 等^[27]提出。该方法通过对一组自相关矩阵进行联合近似对角化(jointly approximate diagonalization, JAD)来实现源信号分离。

二阶盲辨识分离过程^[28]如图 1 所示。其基本步骤如下。

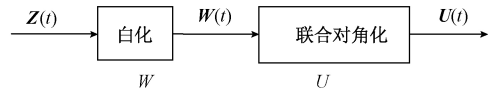


图 1 SOBI 方法流程

Fig.1 Flow chart of SOBI method

- 1) 多通道混合信号 $\mathbf{Z}(t)$ 中心化;
- 2) 中心化后的信号白化, $\mathbf{Z}(t) \rightarrow \mathbf{W}(t)$;
- 3) $\mathbf{W}(t)$ 联合对角化, 估计混合矩阵 $\mathbf{U}(t)$, $\mathbf{W}(t) \rightarrow \mathbf{U}(t)$ 。

通过上述步骤,就可以得到源信号的振源估计

$$\mathbf{U}(t) = \mathbf{U}\mathbf{W}\mathbf{Z}(t) \quad (14)$$

4 仿真分析

为验证本文所提方法的有效性,使用仿真数据模拟弹体侵彻过载信号进行分析。仿真信号如式(15)所示,采样点数为 1024。

$$\begin{cases} S_1(t) = \text{leleccum} \\ S_2(t) = 100\cos(2\pi \times 500t - 10) \end{cases} \quad (15)$$

式中: $S_1(t)$ 为与侵彻过载信号波形类似的一维电压信号; $S_2(t)$ 为测试过程中高频振动信号。同时在系统中加入 $S_3(t) = \text{randn}(1, 1024)$ 的高斯白噪声。仿真信号时域、频域及对应功率谱密度如图 2 所示。

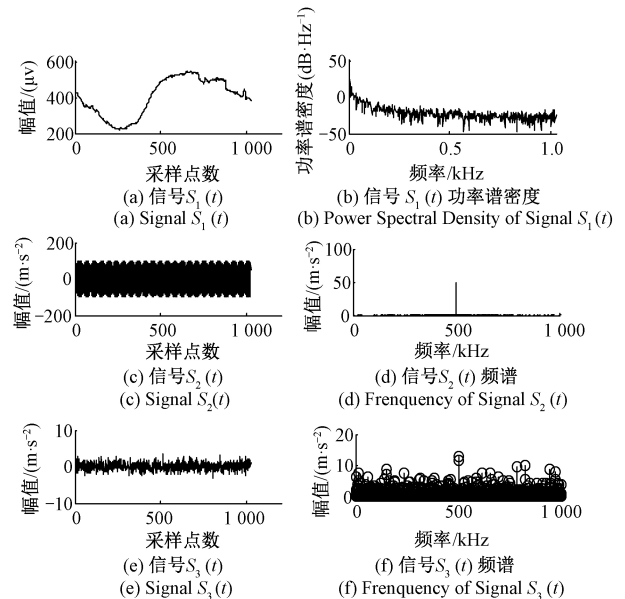


图 2 仿真信号时频图

Fig.2 Time-frequency diagram of simulated signal

在实际工程测试中,传感器采集到的信号多是单个信号的混叠。因此,任选一个 2×3 混合矩阵 \mathbf{A} , 见式(16),按照 $\mathbf{X}(t) = \mathbf{A}\mathbf{S}(t)$, 获得两个含有噪声的观察

信号 $X_1(t)$ 、 $X_2(t)$ ，图3所示为混合后信号 $X_1(t)$ 、 $X_2(t)$ 的时域图。

$$A = \begin{bmatrix} -0.4807 & 2.5383 & 0.1283 \\ 0.8368 & -1.3233 & -1.4424 \end{bmatrix} \quad (16)$$

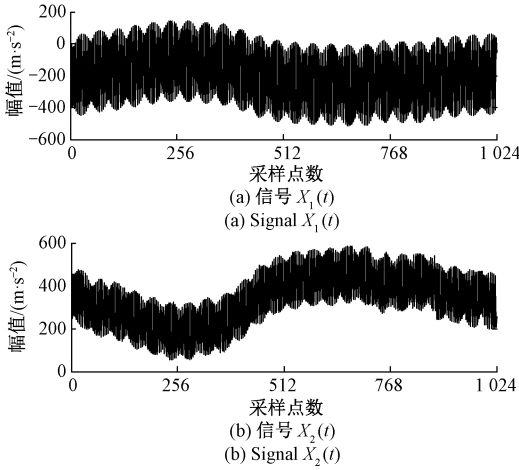


图3 观察信号 $X_1(t)$ 、 $X_2(t)$ 时域图

Fig.3 Time domain diagram of observation signal $X_1(t)$ and $X_2(t)$

显然,当仿真源信号为2时,取上述混合后的单个观察信号 $X_1(t)$ 或 $X_2(t)$ 来分离得出混合前源信号特征,属于典型的欠定盲源分离问题。

按本文所提方法,取混合后的信号 $X_1(t)$ 首先进行EEMD分解,分解后的IMF分量如图4所示。

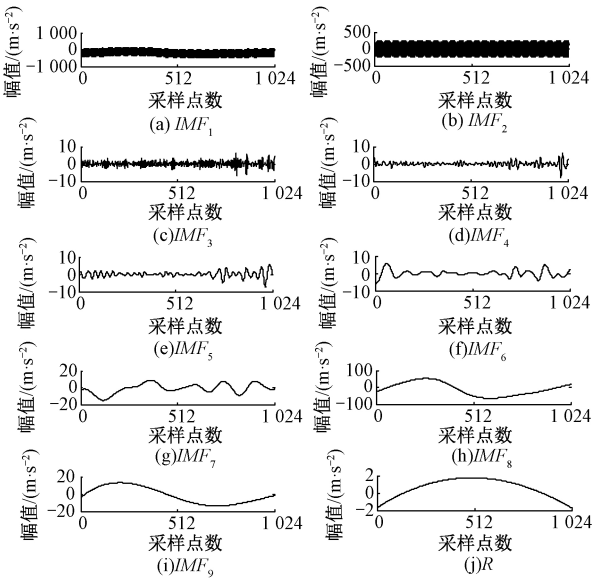


图4 观察信号 $X_1(t)$ 分解后的IMF分量

Fig.4 IMF components of decomposed signal $X_1(t)$

之后,将分解后的IMF分量与 $X_1(t)$ 组成新的多维观察信号 $Y(t)$ 。

$$Y(t) = [X_1, IMF_1, IMF_2, IMF_3, IMF_4, IMF_5, IMF_6, IMF_7, IMF_8, IMF_9, R_n]^T \quad (17)$$

接着,对 $Y(t)$ 的自相关矩阵进行奇异值分解,得到的非零特征值矢量 $\Lambda_s = \text{diag}\{\lambda_1 \geq \lambda_2 \cdots \geq \lambda_5 \geq 0\}$,如表1所示。

表1 多维观察信号 $Y(t)$ 的特征值 Λ_s

Table 1 Characteristic value Λ_s of multi-dimensional observation signal $Y(t)$

特征值	λ_1	λ_2	λ_3	λ_4	λ_5	λ_6
数值	1.769 2	0.326 1	0.021 6	0.000 4	0.000 2	0.000 1

据式(11)计算多维观察信号 $Y(t)$ 的前 K 次特征值占总体比值,如表2所示。

表2 信号 $Y(t)$ 的前 K 次特征值比率

Table 2 Dominance ratio of the first K eigenvalues of signal $Y(t)$

K	特征值	当前特征值占总体比率/%	前 K 次特征值累计比率/%
	λ_k		
1	1.769 2	83.54	83.54
2	0.326 1	15.46	99.00
3	0.021 6	0.97	99.97
4	0.000 4	0.02	99.99
5	0.000 2	0.01	100
6	0.000 1	0	-

由表2可知,当 $K=2$ 时, λ_K 为 0.99,且取 $K=3$ 时,其 λ_k 值增加小于1%,表明分解后前2次奇异值对应信号总体占优。因此,确定观测信号的主要源数为2,与假设一致。在得到振源信号的估计个数后,计算观察信号 $X_1(t)$ 与各IMF分量的相关系数 γ ,其值如图5所示。

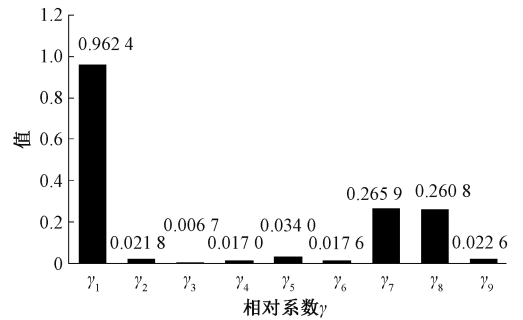


图5 观察信号 $X_1(t)$ 与 IMF_i 的相关系数柱状图

Fig.5 A histogram of correlation coefficients between signal $X_1(t)$ and IMF_i

最后,根据信号估计的主要源数2,取与观察信号相关系数最大的固有模态函数 IMF_1 与观察信号 $X_1(t)$ 组

成分分离信号 $Z(t) = (X_1, IMF_1)^T$ 。此时, 分离信号 $Z(t)$ 维数为 2, 等于观察信号 $X_1(t)$ 主要信号源数 2, 满足信号盲源分离的基本条件。接着, 对重组信号 $Z(t)$ 采用二阶盲辨识算法分解, 获的分离后的混合矩阵 $U(t)$, 其对应信号的时域和频域波形如图 6、7 所示。

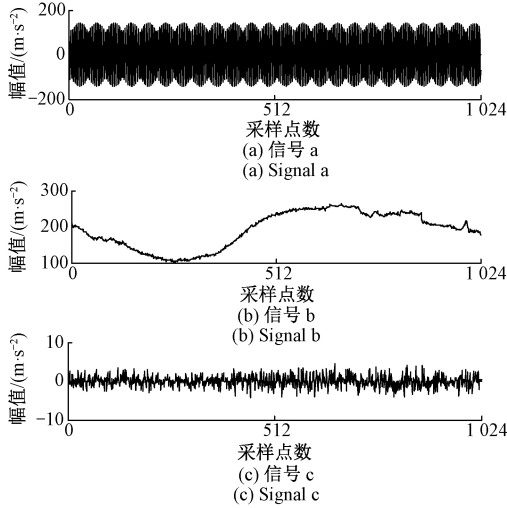


图 6 分离信号时域图

Fig.6 Time domain diagram of separation signal

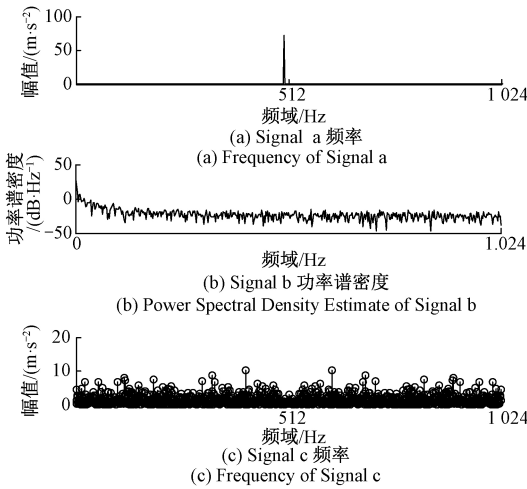


图 7 分离后的信号频域图

Fig.7 Signal frequency domain diagram after separation

由图 6、7 可知, 信号 $Z(t)$ 分离后可获得 3 个时、频域不同的独立信号 Signal a、Signal b、Signal c。与原始信号时频图 2 相比, 虽然分离前后信号顺序发生了改变, 但信号的时域和频域波形能很好地保持一致。为定量比较信号分离前后的一致性, 也可以采用前述式 (13) 来评价信号 $S_1(t)$ 、 $S_2(t)$ 与分离后的 Signal a、Signal b 相关性。若相关系数 γ 越接近 1, 说明估计信号和源信号越相似。表 3 所示为源信号 $S_1(t)$ 、 $S_2(t)$ 与分离信号 Signal b、Signal a 的相关系数 γ 值。

表 3 源信号与分离信号的相关系数

Table 3 Correlation coefficient γ between the source signal and the separated signal

相关信号	$\gamma(S_1(t), \text{Signals } b)$	$\gamma(S_2(t), \text{Signals } a)$
γ	0.982 4	0.967 2

由上, 可以发现本文所述信号处理方法可以实现混合仿真信号的特征提取和盲源分离。

5 实验验证

为验证算法对侵彻过载信号处理的可行性, 项目采用小型随弹测试系统来获取弹体侵彻时程加速度曲线。其测试装置和数据记录系统架构如图 8、9 所示。实验时将小型测试装置装入实验弹弹体底部, 用于无限混凝土板靶的侵彻。在弹体侵彻过程结束后, 回收测试装置, 通过预留的数据接口, 读出测得的过载减加速度数据^[16]。

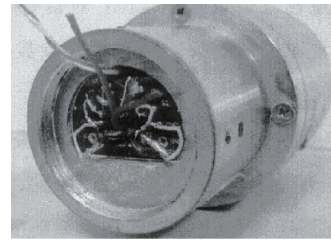


图 8 测试装置

Fig.8 Test device

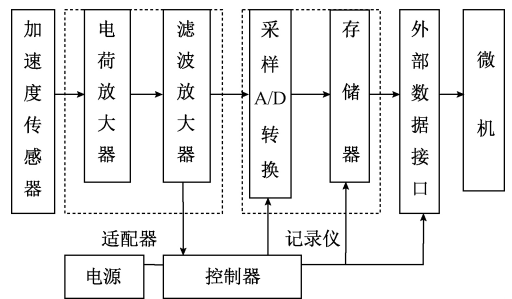


图 9 数据记录系统架构

Fig.9 Data recording system architecture

取某次实验测试获取的侵彻过载减加速度数据进行研究, 其时程曲线 $s(t)$ 如图 10 所示。

按本文分离方法, 首先对测试信号 $s(t)$ EEMD 分解, 分解后的 IMF 分量如图 11 所示。将分解后 IMF 分量与 $s(t)$ 组成新的多维观察信号 $Y(t)$ 。其次, 对 $Y(t)$ 的自相关矩阵 R_{yy} 奇异值分解, 得到非零特征值矢量 Λ_s , 其值如表 4 所示。

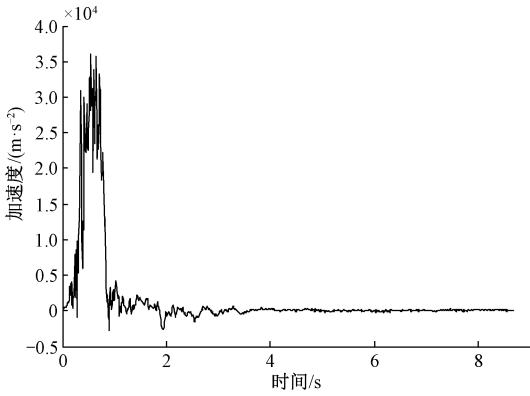


图 10 侵彻加速度曲线 $s(t)$

Fig.10 Penetration acceleration curve $s(t)$

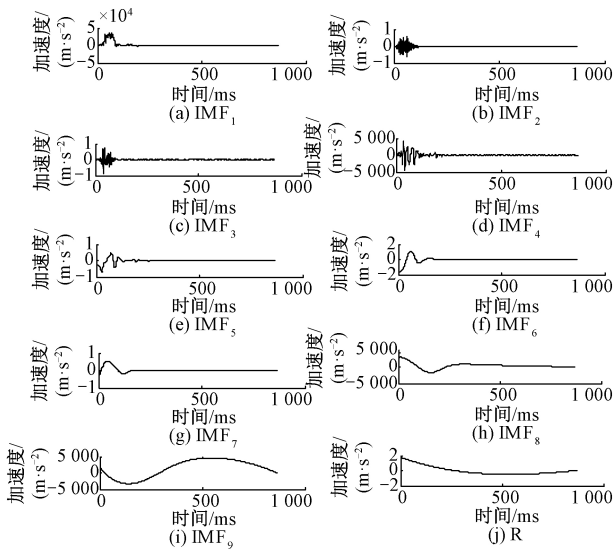


图 11 信号 $s(t)$ 分解后的 IMF 分量

Fig.11 IMF components after decomposition of signal $s(t)$

表 4 多维观察信号 $Y(t)$ 的特征值 Λ_s

Table 4 Eigenvalue Λ_s of multi-dimensional observation signal $Y(t)$

特征值	数值	特征值	数值
λ_1	7.955 0	λ_6	0.060 9
λ_2	2.654 9	λ_7	0.041 6
λ_3	0.856 2	λ_8	0.025 2
λ_4	0.108 6	λ_9	0.011 0
λ_5	0.075 3		

$$Y(t) = [s(t), IMF_1, IMF_2, IMF_3, IMF_4, IMF_5, IMF_6, IMF_7, IMF_8, IMF_9, R_n]^T$$

计算信号 $Y(t)$ 的前 K 次特征值占总体比值,如表 5 所示。

表 5 信号 $Y(t)$ 的前 K 次特征值占总体比值
Table 5 Dominance ratio of the first K eigenvalue of signal $Y(t)$

K	特征值 λ_k	当前特征值占总体比值/%	前 K 次特征值占总体比值/%
1	7.955 0	67.50	67.50
2	2.654 9	22.52	90.02
3	0.856 2	7.26	97.28
4	0.108 6	0.92	98.20
5	0.075 3	0.64	98.84
6	0.060 9	0.52	99.36
7	0.041 6	0.35	99.71
8	0.025 2	0.21	99.92
9	0.011 0	0.08	100

由表 5 可知,当 $K=3$ 时,信号的前 K 次特征值占总体比值 λ_K 为 97.28%。此后,若继续增加 K 值, λ_K 变化很小,且值小于 1%,说明分解后前 3 个奇异值对应分量明显占优。此时,可以估计测试信号的主要振源信号个数为 3。在得到信号的振源估计个数后,计算信号 $s(t)$ 与各 IMF 分量的相关系数 γ ,其柱状图如图 12 所示。

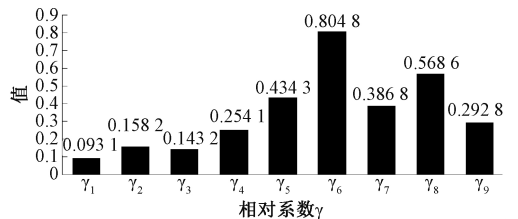


图 12 观察信号 $s(t)$ 与 IMF_i 分量的相关系数柱状图

Fig.12 A histogram of correlation coefficients between signal $s(t)$ and IMF_i

最后,按上述估计的信号振源个数 3,取与测试信号相关系数最大的固有模态函数 IMF_6 、 IMF_8 和原信号 $s(t)$ 组成多通道混合信号 $Z(t) = [s(t), IMF_6, IMF_8]^T$,采用二阶盲辨识算法进行信号分离,分离后的信号分量如图 13 所示。

由图 13 可知,弹体侵彻过载测试信号 $s(t)$ 经本文方法处理后,获得了 3 个独立的振动分量 $Signal d$ 、 $Signal e$ 、 $Signal f$ 。与图 10 侵彻加速度曲线 $s(t)$ 比较,发现分离后的信号分量 d 包含了信号 $s(t)$ 的绝大部分特征,且曲线相对光滑;信号分量 e 和 f 为两条幅值较低的高频振动

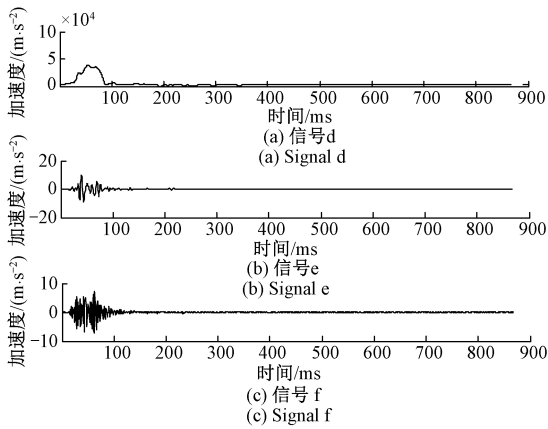


图 13 $Z(t)$ 盲源分离后的信号分量

Fig.13 Signal components after $Z(t)$ blind source separation

信号。

通过前述式(13)计算测试信号 $s(t)$ 与分离后的信号 $Signal\ d$ 相关系数,其值 $\gamma=0.9747$ 。对分离后的信号分量 $e\ f$ 进行频谱分析(图 14),与 $s(t)$ 本身功率谱(图 15)比较,发现分离后信号 $Signal\ e$ 和 $Signal\ f$ 的功率谱集中在 1 071 Hz 和 3 871 Hz 处,与测试信号 $s(t)$ 能量功率谱集中点 1 071 Hz 和 3 836 Hz 处非常接近。此时,近似认为测试信号 $s(t)$ 经本文方法分离后,获得了与测试信号 $s(t)$ 主体特征 97% 相似的,分离噪声后的,反映弹体侵彻目标过程的刚体加速度特征 $Signal\ d$ 。同时,还分离出了功率谱集中在 1 071 Hz 和 3 871 Hz 处的高频振动信号 $Signal\ e$ 和 $Signal\ f$ 。由于弹体侵彻过程中高频振动多来源于弹体自身轴向振动,故信号 $Signal\ e$ 和 $Signal\ f$ 对应频谱 1 071 Hz 和 3 871 Hz 可能是弹体侵彻目标过程时的弹体二次或多次谐振频率。

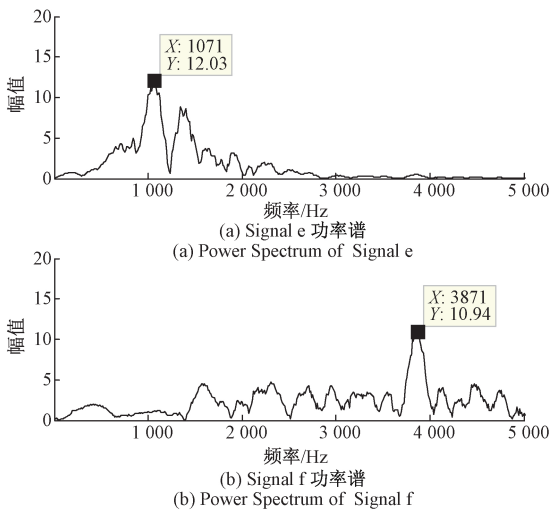


图 14 信号分量 e、f 频谱

Fig.14 Frequency spectrum of signal components e and f

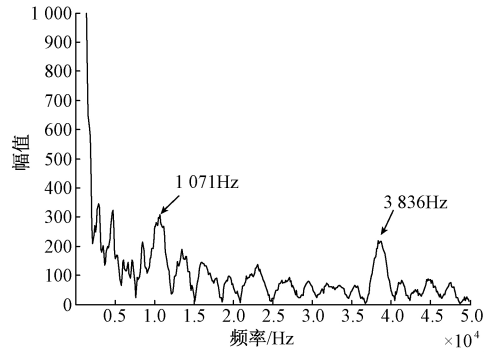


图 15 侵彻信号 $s(t)$ 频域分析

Fig.15 Frequency domain analysis of penetration signal

为更好地比较侵彻过载信号处理方法,采用前述截止频率滤波和 EEMD&WT 为代表的典型时频分析方法,以及本文所提欠定盲源分离法对侵彻加速度测试信号 $s(t)$ 进行处理,其结果如图 16 所示。由图 16 可以看出,截止频域滤波后的侵彻曲线丢失弹体侵彻板靶过程较多细节,EEMD&WT 在加速度快速下降过程的处理上存在局部尖点问题,而本文方法处理后的过载曲线与原测试信号相比,与测试信号总体趋势一致的基础上较好地保留了侵彻过载细节。

进一步对 3 种不同方法处理后的反应弹体侵彻阻力的加速度特征信号积分,求得的弹体侵彻过程速度和位移曲线如图 17、18 所示。

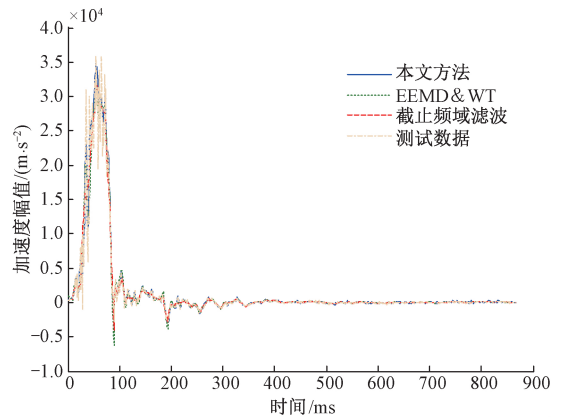


图 16 3 种滤波方法处理结果

Fig.16 Processing results of three filtering methods

由图 17、18 可知,弹体侵彻最大入靶速度为 489.4 m/s,终止速度为 0,弹体侵彻深度为 0.963 m。与混凝土侵彻实验现场测试(图 19)、EEMD&WT 联合滤波方法、截止频域滤波方法处理结果(表 6)比较,发现本文所述方法在弹体侵彻入靶速度处理上与实测数据更为接近,在侵深参数估计方面也明显优于 EEMD&WT 联合滤波和截止频域滤波处理方法。

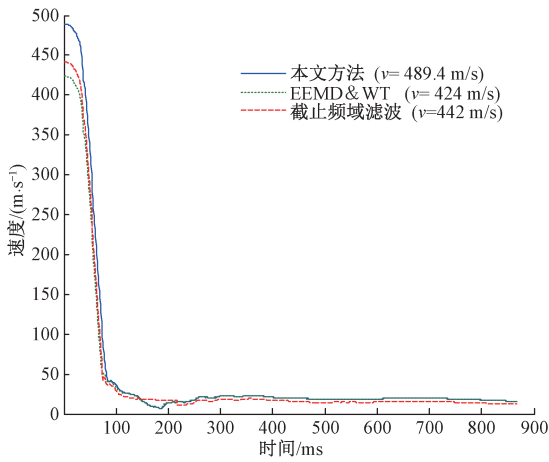


图 17 3种方法弹体侵彻速度

Fig.17 Penetration velocity of projectiles with three methods

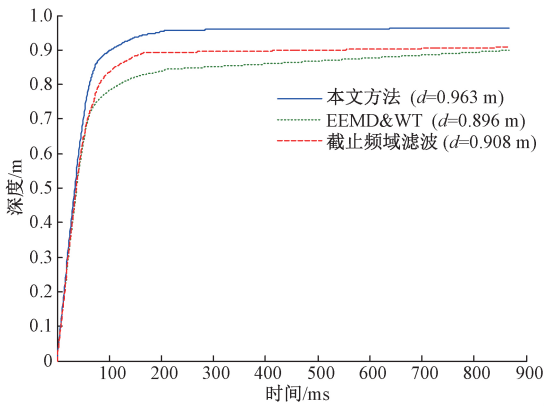
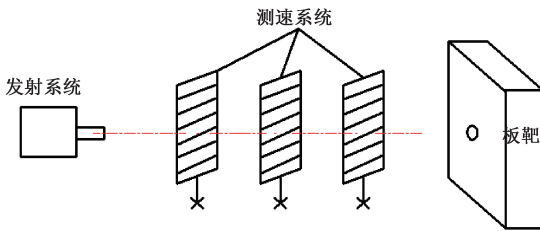
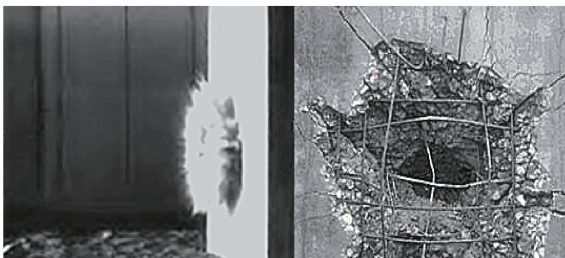


图 18 3种方法弹体侵彻位移积分曲线

Fig.18 Displacement integral curve of projectile penetration with three methods



(a) 侵彻实验装置示意图
(a) Schematic diagram of penetration test device



(b) 侵彻实验过程
(b) Penetration test process
(c) 侵彻深坑
(c) Penetration depth

图 19 混凝土侵深实验

Fig.19 Penetration depth test and device

表 6 实验和不同方法所得侵彻深度及误差

Table 6 Penetration depth and error of experiment and different methods

方法	入靶速度/ ($m \cdot s^{-1}$)	速度 误差/%	侵彻 深度/m	深度 误差/%
实验	478	0	1.005	0
EEMD&WT	424	11	0.896	10.8
截止频域滤波(3.8 kHz)	442	7.5	0.908	9.7
本文方法	489.4	2.4	0.963	4.2

6 结 论

侵彻过载信号具有混叠、非平稳特征,传统的截止频域、多点数据平均化处理以及小波等方法可以通过不同的滤波方法滤除噪声信号,获得弹体侵彻靶体的刚体加速度特征,积分得到弹体侵彻过程的近视参数。但在信号的处理过程中,不能同时有效分离出弹体测试通道叠加的频域响应,无法对弹体轴向谐振频率做出估计。本文提出的集合盲源分离和总体经验模态分解的侵彻过载信号处理方法,通过对测试信号的分解和重组,解决了侵彻过载信号的测试通道少于振源个数的欠定分离问题,而且深入分析了弹体侵彻目标过程蕴藏的深层状态信息,通过盲源分离算法提取出了弹体侵彻目标时的刚体加速度特征,得到了侵彻过程弹体的近似结构响应,也解决了现有截止频率滤波频率参数难以选择问题,同时该方法具有的信号自适应分解特性也避免了部分已有时频分析方法在处理侵彻过载不同弹靶工况下参数选择的困难问题,为对相似条件下同类弹体的侵彻过载分析方法提供了理论和实践分析依据。

综上所述,本文所提方法对侵彻过载信号的特征提取、测试信号振源个数估计以及弹体轴向谐振频率估计提供了一种较好的分析思路,对侵彻加速度信号分析和处理具有一定的实际意义。

参考文献

[1] ZHANG W D, CHEN L J, XIONG J J, et al. Ultra-high g deceleration-time measurement for the penetration into steel target [J]. International Journal of Impact Engineering, 2007,34(3): 436-447.

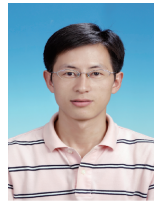
[2] 徐鹏,范锦彪,祖静,等. 高速动能弹侵彻硬目标加速度测试技术研究 [J]. 振动与冲击,2007, 26(11): 118-122.

XU P, FAN J B, ZU J, et al. The acceleration measurement of projectile high velocity penetrating concrete target and acceleration signal analysis [J].

- Journal of Vibration and Shock, 2007, 26(11):118-122.
- [3] FORRESTAL M J, REW D J, HICKERSON J P, et al. Penetration of concrete targets with deceleration-time measurements [J]. International Journal of Impact Engineering, 2003, 28(5):479-497.
- [4] FRANCO M J, LUK V K. Penetration into soil targets [J]. International Journal of Impact Engineering, 1992, 12(3):427-444.
- [5] BOOKER P M, CARGILE J D, KISTLER B L. Investigation on the response of segmented concrete targets to projectile impacts [J]. International Journal of Impact Engineering, 2009, 36(7):926-939.
- [6] ROTHACHER T, GIGER B. High g ballistic flight data recorder [C]. 18th International Symposium on Ballistic, 1999:379-386.
- [7] ZHAO H F, GUO Y, ZHANG Y, et al. Penetration signal adaptive cognitive filtering model based on wavelet analysis [C]. IEEE 13th International Conference on Cognitive Informatics and Cognitive Computing, 2014: 514-519.
- [8] 赵海峰,张亚,李世中,等.侵彻弹体频率特性分析及过载信号处理 [J]. 中国机械工程, 2015, 26(22): 3034-3039.
- ZHAO H F, ZHANG Y, LI SH ZH, et al. Frequency characteristics analysis of penetrating missile and research of penetration overload signal processing [J]. China Mechanical Engineering, 2015, 26(22):3034-3039.
- [9] FRANCO R J, PLATZBECKER M R. Miniature penetrator (MINPEN) acceleration recorder development test: Sand98-1172C [R]. USA: Sandia National Laboratories, 1997.
- [10] 王成华,陈佩银,徐孝诚.侵彻过载实测数据的滤波及弹体侵彻刚体过载的确定 [J]. 爆炸与冲击, 2007, 27(5): 416-419.
- WANG CH H, CHEN P Y, XU X CH. Filtering of penetration deceleration data and determining of penetration deceleration on the rigid-body [J]. Explosion and Shock Waves, 2009, 27(5): 416-419.
- [11] 徐鹏.高 g 值冲击测试及弹载存储测试装置本征特性研究 [D]. 太原: 中北大学, 2006.
- XU P. The high g shock test and the intrinsic characteristics research of on-board memory tested equipment [D]. Taiyuan: North University of Technology, 2006.
- [12] 文丰,石云波,周振,等.基于-E-S的高 g 值加速度计及在炮弹侵彻双层钢靶试验中的应用 [J]. 振动与冲击, 2013, 32(19):165-169.
- WEN F, SHI Y B, ZHOU ZH, et al. High g accelerometer based on MEMS and its application in a projectile penetrating double layer steel target test [J]. Journal of Vibration and Shock, 2013, 32(19):165-169.
- [13] 王燕,范锦彪,徐鹏.三轴压阻传感器在斜侵彻中的应用 [J]. 中北大学学报: 自然科学版, 2007, 28(增刊1): 31-34.
- WANG Y, FAN J B, XU P. Application of triaxial piezoresistive accelerometer in oblique penetration experiments [J]. Journal of North University of China: Natural Science Edition, 2007, 28(Suppl.1): 31-34.
- [14] 黄家蓉,刘瑞朝,何翔,等.侵彻过载测试信号的数据处理方法 [J]. 爆炸与冲击, 2009, 29(5): 555-560.
- HUANG J R, LIU R CH, HE X, et al. A new data processing technique for measured penetration overload [J]. Explosion and Shock Waves, 2009, 29(5): 555-560.
- [15] 郝慧艳,李晓峰,孙运强,等.侵彻过程弹体结构响应频率特性的分析方法 [J]. 振动.测试与诊断, 2013, 33(2): 307-311.
- HAO H Y, LI X F, SUN Y Q, et al. Projectile structural response frequency characteristics analysis method in penetration process [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2013, 33(2):307-311.
- [16] 赵海峰,张亚,李世中.基于奇异值分解的侵彻过载信号降噪方法 [J]. 诊断、测试与诊断, 2015, 35(4): 770-776.
- ZHAO H F, ZHANG Y, LI SH ZH. Research of the penetration overload signals de-noising method based on singular value decomposition [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2015, 35(4):770-776.
- [17] 唐林,陈刚,吴昊.基于总体经验模态分解和连续均方误差的侵彻过载信号分析方法 [J]. 高压物理学报, 2018, 32(5):126-132.
- TANG L, CHEN G, WU H. Penetration deceleration signal processing method with ensemble empirical mode decomposition and consecutive mean square error [J]. Chinese Journal of High Pressure Physics, 2018, 32(5): 126-132.
- [18] 赵学智,叶邦彦,陈统坚.多分辨奇异值分解理论及其在信号处理和故障诊断中的应用 [J]. 机械工程学报, 2010, 46(20):64-75.
- ZHAO X ZH, YE B Y, CHENG T J. Theory of multi-resolution singular value decomposition and its application to signal processing and fault diagnosis [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2010, 46(20):64-75.
- [19] 叶卫东,杨涛.融合极点对称模态分解与时频分析的单通道振动信号盲分离方法 [J]. 计算机应用, 2016, 36(10): 2933-2939.
- YE W D, YANG T. Single-channel vibration signal blind

- source separation by combining extreme-point symmetric mode decomposition with time-frequency analysis [J]. Journal of Computer Applications, 2016, 36 (10): 2933-2939.
- [20] 尚雪义, 李夕兵, 彭康, 等. 基于 EMD_SVD 的矿山微震与爆破信号特征提取及分类方法 [J]. 岩土工程学报, 2016, 38(10) 1849-1858.
SHANG X Y, LI X B, PENG K, et al. Feature extraction and classification of mine microseism and blast based on EMD-SVD [J]. Chinese Journal of Geotechnical Engineering, 2016, 38(10) 1849-1858.
- [21] HUANG N E, SHEN Z, LONG S R, et al. The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and nonstationary time series analysis [J]. Proceeding of the Royal of London Series A, 1998, 454 (1971): 903-995.
- [22] 田晶, 王英杰, 王志, 等. 基于 EEMD 与空域相关降噪的滚动轴承故障诊断方法 [J]. 仪器仪表学报, 2018, 39(7), 144-151.
TIAN J, WANG Y J, WANG ZH, et al. Fault diagnosis for rolling bearing based on EEMD and spatial correlation denoising [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2018, 39(7), 144-151.
- [23] 王川川, 曾勇虎. 欠定盲源分离算法的研究现状及展望 [J]. 北京邮电大学学报, 2019, 41(6): 103-108.
WANG CH CH, ZENG Y H. Research status and prospects of underdetermined blind source separation algorithms [J]. Journal of Beijing University of Posts and Telecommunications, 2019, 41(6): 103-108.
- [24] 张冬冬, 郝明磊, 行鸿彦. EEMD 在激光测云仪后向散射信号处理中的应用 [J]. 电子测量与仪器学报, 2017, 31(10): 1589-1595.
ZHANG D D, HAO M L, XING H Y. Application of EEMD in laser ceilometer backscattering signal processing [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2017, 31(10): 1589-1595.
- [25] 成玮, 陆建涛, 张周锁, 等. 信息理论准则信源数目估计方法在壳体机械系统中的应用 [J]. 振动与冲击, 2014: 8-10.
CHENG W, LU J T, ZHANG ZH S, et al. Application of information criterion-based source number estimation methods to mechanical systems with shell structures [J]. Journal of Vibration and Shock, 2014: 8-10.
- [26] 陈露阳, 尹佳雯, 孙志强, 等. 基于 EEMD-Hilbert 谱的气液两相流钝体绕流流型识别 [J]. 仪器仪表学报, 2017, 38(10): 2536-2546.
CHEN L Y, YIN J W, SUN ZH Q, et al. Flow regime identification of gas-liquid two-phase flow with flow around bluff-body based on EEMD-Hilbert spectrum [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument. 2017, 38(10): 2536-2546.
- [27] BELOUCHRANI A, ABED-MERAIM K, CARDOSO J F, et al. A blind source separation technique using second-order statistics [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 1997, 45(2): 434-444.
- [28] 刘邦, 肖涵, 易灿灿. 基于核函数的二阶盲辨识的单通道信号盲分离方法研究 [J]. 机械强度, 2018, 40(5): 1043-1049.
LIU B, XIAO H, YI C C. Second order blind identification of signal-channel signal based on kernels [J]. Journal of Mechanical Strength, 2018, 40(5): 1043-1049.

作者简介



赵海峰, 2004 年于华北工学院获得学士学位, 2009 年于中北大学获得硕士学位, 现为中北大学博士研究生、副教授, 主要研究方向为目标信息探测与识别技术。

E-mail: zhaohf@nject.cn

Zhao Haifeng received his B. Sc. degree from North University of China in 2004, and received his M. Sc. degree from North University of China in 2009. He is currently a Ph. D. candidate and an associate professor at North University of China. His main research interests include target information detection and recognition technology.



张亚 (通信作者), 1996 年于北京理工大学获得硕士学位, 2003 年华北工学院获博士学位, 现为中北大学教授, 主要研究方向为机电系统设计与分析技术, 目标、环境探测与识别技术研究。

E-mail: zy@nuc.edu.cn

Zhang Ya (Corresponding author) received his M. Sc. degree from Beijing University of Technology in 1996 and his Ph. D. degree from North China Institute of Technology in 2003. He is currently a professor at North China of University. His main research interests include the design and analysis of mechanical and electrical systems and the detection and recognition technology of targets and environment.



李世中, 1996 年于华北工学院获得硕士学位, 2004 年于北京理工大学获得博士学位, 现为中北大学教授, 主要研究方向为目标探测识别、系统仿真方面的研究。

E-mail: lishizhong@nuc.edu.cn

Li Shizhong received his M. Sc. degree from North China Institute of Technology in 1996 and his Ph. D. degree from Beijing University of Ttechnology in 2004. He is currently a professor at North China University. His main research interests include the target detection, recognition and system simulation.