

滚石运动加速度波形的 EFD 分析方法

张御廷^{1,2}, 李 然¹, 高迪哲¹, 刘乐乐³, 杨 晖^{1,2}

(1. 上海理工大学 光电信息与计算机工程学院, 上海 200093; 2. 上海健康医学院 医疗器械学院, 上海 201318;
3. 中国地质调查局 青岛海洋地质研究所, 青岛 266072)

摘要: 为了研究滚石运动的发生机制, 准确分析滚石运动中每一时刻的运动形式, 实现对滚石灾害的防治, 采用微机电惯性导航探测器和经验模态分解(EMD)、变分模态分解(VMD)和经验傅里叶分解(EFD)3 种不同的信号分解算法, 分别探讨了滚石运动过程中单一运动状态的加速度波形形式和 3 种信号分解算法对混合运动加速度信号的分解性能。在算法仿真测试中, 经验傅里叶分解的均方根误差小于其他算法。在实验室滚石实验中, 经验傅里叶分解所得子信号的可解释性最强且算法复杂度远小于其他算法。因此, 可以通过经验傅里叶分解对微机电惯性导航系统中的加速度信号进行进一步的分析。经验傅里叶分解是研究滚石运动状态的一种有效且准确的算法。

关键词: 惯性导航; 滚石运动; 经验模态分解; 变分模态分解; 经验傅里叶分解

中图分类号: TH 89 **文献标志码:** A

EFD analysis method for acceleration waveform of rockfall motion

ZHANG Yuting^{1,2}, LI Ran¹, GAO Dizhe¹, LIU Lele³, YANG Hui^{1,2}

(1. School of Optical-Electrical and Computer Engineering, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai 200093, China; 2. College of Medical Instrumentation, Shanghai University of Medicine & Health Sciences, Shanghai 201318, China;
3. Qingdao Institute of Marine Geology, China Geological Survey, Qingdao 266072, China)

Abstract: To investigate the occurrence mechanism of rockfall motion and accurately analyze the motion forms at each moment of the rockfall motion for the prevention and control of rockfall hazards, microelectromechanical inertial navigation detectors and three different signal decomposition algorithms including empirical mode decomposition (EMD), variational mode decomposition (VMD), and empirical Fourier decomposition (EFD) were employed. The study explored the acceleration waveform of a single motion state during the rockfall and the decomposition performance of the three signal decomposition algorithms for mixed motion acceleration signals. In the algorithm simulation tests, the

收稿日期: 2024-03-23

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (12072200, 12002213); 崂山实验室科技创新项目 (LSKJ202203507)

第一作者: 张御廷 (2000—), 男, 硕士研究生。研究方向: 颗粒流测量技术。E-mail: zyt1870097428@163.com

通信作者: 杨 晖 (1981—), 男, 教授。研究方向: 光电精密测量、颗粒系统、高端医疗装备。E-mail: yangh_23@sumhs.edu.cn

引文格式: 张御廷, 李然, 高迪哲, 等. 滚石运动加速度波形的 EFD 分析方法[J]. 上海理工大学学报, 2025, 47(3): 324-333.

Citation: ZHANG Yuting, LI Ran, GAO Dizhe, et al. EFD analysis method for acceleration waveform of rockfall motion[J]. Journal of University of Shanghai for Science and Technology, 2025, 47(3): 324-333.

empirical Fourier decomposition exhibited the smallest root mean square error compared to the other algorithms. In laboratory rockfall experiments, the sub-signals decomposed by the empirical Fourier decomposition showed the strongest interpretability, and the algorithmic complexity was significantly lower than that of the other algorithms. Therefore, the empirical Fourier decomposition can be used to further analyze the acceleration signals in microelectromechanical inertial navigation systems. The empirical Fourier decomposition is an effective and accurate algorithm for studying the motion state of rockfall.

Keywords: *inertial navigation; rockfall motion; empirical mode decomposition; variational mode decomposition; empirical Fourier decomposition*

滚石是山区常见的自然灾害之一, 滚石灾害的发生不仅会造成建筑物和交通工具的损坏, 甚至还会造成人员的伤亡^[1]。滚石灾害的发生与多种因素有关, 如重力、降雨、地震和人类工程扰动等^[2-3]。滚石是一个具有不可预见性的复杂运动过程, 由滑动、滚动、自由落体和弹跳4种运动组成^[4-6]。因此, 研究滚石运动状态对于预测滚石致灾范围、保障人民生命和财产安全有着重要的意义, 是滚石研究领域一个重要的研究方向^[7]。

近年来, 随着微机电技术的发展, 低成本的微机电惯性导航系统开始被应用于滚石测量领域。基于微机电惯性导航技术的探测系统能够采集到滚石运动过程中的三维运动信息, 如三轴加速度和三轴角速度等, 具有巨大的应用潜力^[7-13]。丛俊宇等^[7]基于惯性导航技术进行实验室实验, 验证了惯性导航技术在滚石运动监测方面的可靠性。Caviezel等^[8-10]开发了一套基于惯性导航技术的测量系统 Stone Node, 通过 Stone Node 和相机拍摄的图像信息对滚石运动的轨迹和运动状态进行研究, 发现滚石的运动轨迹是先滚动再弹跳的过程。同时, 他们从三轴加速度中发现了表现形式为冲击信号的滚石碰撞运动。de Souza^[11]通过惯性导航系统 Smart Rock 成功采集到了滚石的自由落体、碰撞、滚动和滑动的混合运动信号。然而, 微机电惯性导航探测器采集的运动数据是混合的复杂信号, 如果直接对此进行解析处理, 可能会丢失很多运动信息, 导致无法准确获取每个时刻的运动状态。因此, 为了解决上述问题, 需要一种算法能够将复杂混合信号中各个不同运动状态下的子信号提取出来。

信号分解算法是辅助识别时域信号中模态信息的有效工具, 可以将复杂的物理时域信号分解

为几个叠加的分量, 称之为模态。目前, 信号分解技术已经被广泛应用于多个领域。在生物医学领域, Bhattacharyya等^[14]通过经验小波变换(empirical wavelet transform, EWT)对脑电信号进行分解, 从分解得到的子信号中提取特征后, 结合多种分类器构建识别模型, 成功实现了癫痫发作的自动检测。在地震研究领域, Yang等^[15]通过经验模态分解(empirical mode decomposition, EMD)实现了对传感器阵列采集信号的去噪和特征提取, 并通过支持向量机实现了对开放平坦、沟壑约束曲线和屏障阻塞3种边界的滑坡运动分类。在机械故障诊断领域, Pan等^[16]提出一种改进的经验小波变化(modified empirical wavelet transform, MEWT), 将机械系统的信号分解为具有物理意义的信号来进行齿轮故障诊断, 并通过实际实验证明了MEWT的有效性。在语音信号分析领域, Upadhyay等^[17]提出一种基于变分模态分解(variational mode decomposition, VMD)和EMD结合的增强含噪声语音信号的方法, 该方法适用于在嘈杂环境下说话人员的识别。因此, 信号分解方法在复杂混合加速度信号的分析中展现出显著的应用潜力。

本文提出了基于信号分解的微机电惯性导航系统加速度数据分析方法, 用于准确识别探测器每个时刻的运动状态。通过滑动和滚动实验研究了滑动、滚动和碰撞状态下微机电惯性导航系统加速度波形。并通过模拟实验和实验室滚石实验, 对3种信号分解算法(EMD^[18]、VMD^[19]和经验傅里叶分解^[20](empirical Fourier decomposition, EFD))的有效性进行对比。实验结果表明: EFD可以将复杂混合加速度信号分解为具有物理意义的子信号, 能够准确得到每一时刻微机电惯性导

航系统的运动状态。

1 实验系统

1.1 实验装置

如图 1 所示，斜槽表面铺设一层颗粒用于模拟山地环境，将基于微机电惯性导航技术的球型探测器从斜槽顶部释放，模拟滚石运动，通过高速相机记录探测器的运动轨迹。其中：斜槽尺寸为 100 cm×30 cm×35 cm；斜槽倾斜角度 θ 为 20°；表面颗粒为直径 10 mm 的聚乙烯颗粒；探测器外壳为直径 30 mm 的聚乙烯球型空心外壳；高速相机的帧率为 500 帧/s。由于探测器采集的原始运动数据为传感器坐标系下的动轴数据，为了获取探测器在实验室坐标系下的三轴加速度，采用 Mahony 互补滤波四元数算法^[21]对原始运动数据进行姿态解算。首先，运用 Mahony 互补滤波四元数算法并借助加速度计修正陀螺仪的数据；然后，通过这些数据计算四元数；最后，结合四元数构建旋转矩阵，实现传感器坐标系下加速度向实验室坐标系下加速度的转换。在实验室坐标系下，探测器的右侧为 x 轴正方向，探测器的正前方为 y 轴正方向，探测器的正上方为 z 轴正方向。由于高速相机拍摄范围有限，实验中高速相机仅采集斜槽前半部分的图像数据。

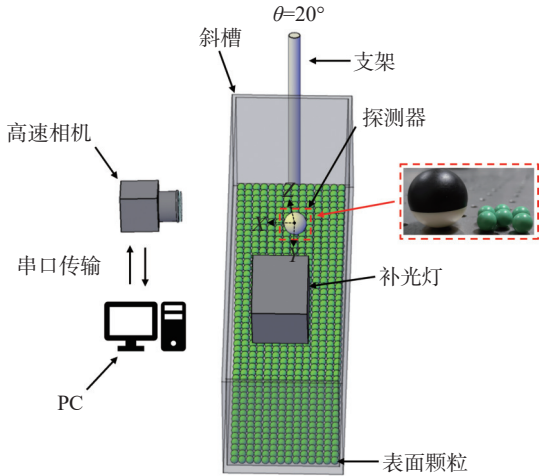


图 1 实验系统图

Fig.1 Diagram of experimental system

1.2 球型探测器

球型探测器配备 MPU9250 惯性导航技术传感器，可以获取运动过程中的三轴加速度与三轴角速度。为了降低探测器所采集原始数据的误差，对原始数据进行卡尔曼滤波^[22]。卡尔曼滤波是一

种在信号处理领域常用的方法，适用于含有噪声的动态系统的去噪。其处理过程如下：首先，通过系统的动态模型对系统状态进行预测，获得当前时刻的系统预测值；然后，对预测值和测量值进行动态自适应加权平均来获取去除噪声后的测量值。计算公式为

$$\begin{cases} \bar{X}_t = DX_{t-1} + BU_{t-1} \\ \bar{P}_t = DP_{t-1}D^T + Q \\ K_t = \frac{\bar{P}_tH^T}{H\bar{P}_tH^T + R} \\ X_t = \bar{X}_t + K_t(Z_t - H\bar{X}_t) \\ P_t = (1 - K_tH)\bar{P}_t \end{cases} \quad (1)$$

式中： $\bar{X}_t$ 为系统 t 时刻的预测值矩阵； X_t 为系统 t 时刻的滤波结果矩阵； P_t 为系统 t 时刻的后验估计协方差矩阵； $\bar{P}_t$ 为系统 t 时刻的先验估计协方差矩阵； H 为状态变量与测量变量的转换矩阵； Z_t 为系统 t 时刻的测量值矩阵； K_t 为系统 t 时刻的滤波增益矩阵； D 为状态转移矩阵； Q 为过程激励噪声协方差矩阵； R 为测量噪声协方差矩阵； B 为输入状态转换矩阵； U 为输入变量矩阵。

球型探测器如图 2 所示。球型探测器加速度计测量范围为 $\pm 16\text{ g}$ ($\text{g}=9.8\text{ m/s}^2$)，陀螺仪测量范围为 $-2000\sim 2000$ ($^\circ$)/s，采样频率为 1000 Hz，电路板直径为 20 mm。如图 3(a)和 (b) 所示，对探测器进行静止标定和自由落体标定后得出，探测器的加速度计误差小于 0.5 m/s^2 。其中， $S=(A_x^2+A_y^2+A_z^2)^{1/2}$ 为和加速度， A_x 、 A_y 和 A_z 为三轴加速度。

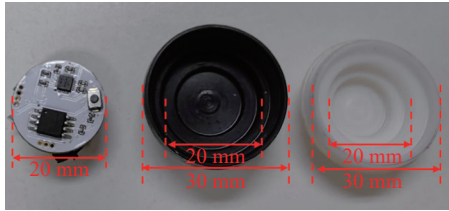


图 2 球型探测器

Fig.2 Spherical detector

1.3 单一运动状态下三轴加速度

为了研究单一运动状态下探测器的三轴加速度波形形式，进行了滑动实验和滚动实验，实验结果如图 4 所示。在滑动实验中，探测器被置于正方体外壳中，从 20°倾角的斜槽顶部释放。探测器分为 4 个运动阶段：斜槽中滑动阶段，探测器三轴加速度波形基本保持不变；过渡阶段，探测器运动至斜槽和地面连接处，与地面发生碰撞，

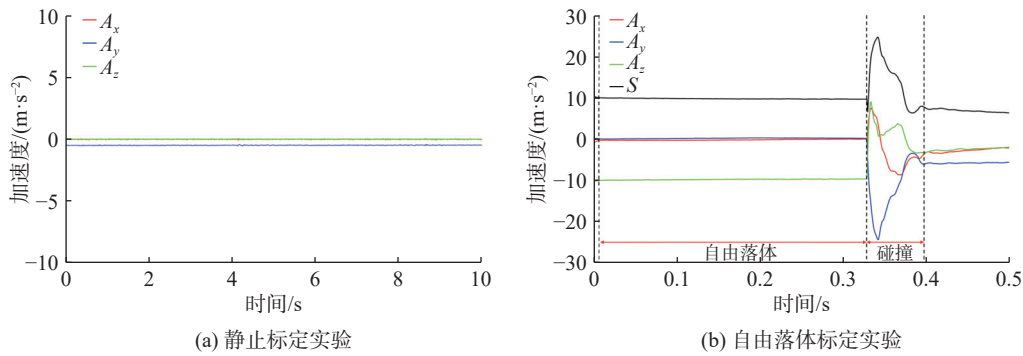


图 3 标定实验结果

Fig.3 Results of calibration experiment

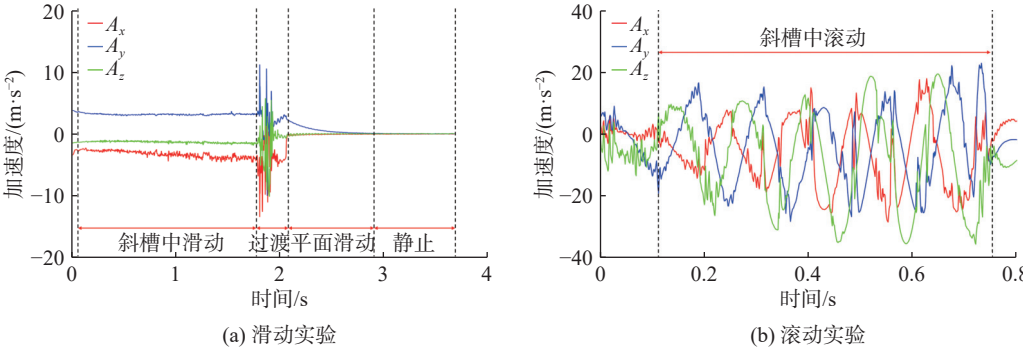


图 4 滑动和滚动实验结果

Fig.4 Results of sliding and rolling experiments

三轴加速度波形为冲击形式；平面滑动阶段，三轴加速度波形呈线性下降的形态；静止阶段，三轴加速度均为 0 m/s^2 。在滚动实验中，探测器被置于球形外壳中，仅在 20° 倾角的斜槽中运动，三轴加速度波形为余弦形式。因此：在滑动运动状态下，探测器的三轴加速度波形为线性形式；在碰撞运动状态下，探测器的三轴加速度波形为冲击形式；在滚动运动状态下，探测器的三轴加速度波形为余弦形式。

2 信号分解算法

2.1 经验模态分解

经验模态分解^[18]是一种自适应信号分解算法，用于分解线性或非线性信号。EMD 将时间序列分解为多个固有模态函数 (intrinsic mode function, IMF) 和残差分量。IMF 必须满足两个条件：一是在整个过程中极值点和过零点个数相等或最多相差 1；二是时间序列的上下包络线相对于时间轴局部对称。EMD 通过多次迭代，将信号与信号上下包络的平均值作差得到 IMF，将原始信号与所有 IMF 作差得到残差分量，如式 (2) 所示。

$$\begin{cases} m_n(t) = \frac{e_{n,\max}(t) - e_{n,\min}(t)}{2} \\ M_n(t) = x_n(t) - m_n(t) \\ x_n(t) = x_{n-1}(t) - M_{n-1}(t) \\ I(t) = x(t) - \sum_{i=1}^n M_i(t) \end{cases} \quad (2)$$

式中： $m_n(t)$ 为第 n 次迭代中信号上下包络的平均值； $e_{n,\max}(t)$ 为第 n 次迭代中信号的上包络； $e_{n,\min}(t)$ 为第 n 次迭代中信号的下包络； $M_n(t)$ 为第 n 个 IMF； $x_n(t)$ 为迭代过程中第 n 个信号； $I(t)$ 为残差分量。

2.2 变分模态分解

变分模态分解^[19]是一种自适应和完全递归的信号分解算法。VMD 具有很强的数学理论基础，可以降低复杂度高和非线性强的时间序列的非平稳性。VMD 通过在频域构建维纳滤波器，将一个复杂的时间序列分解为多个频率尺度相对平稳的子序列。VMD 为了将原始信号分解为多个有限带宽的模式，并保证各个模式间的估计带宽之和最小，建立了如下的目标函数：

$$\begin{cases} \min_{\{u_k\}, \{\omega_k\}} \left\{ \sum_k \left\| \partial_t \left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) u_k(t) \right] e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 \right\} \\ \sum_k u_k(t) = f(t) \end{cases} \quad (3)$$

式中： $\delta(t)$ 为 Dirichlet 函数； $f(t)$ 为原始信号；

$u_k(t)$ 为通过 VMD 分解原始信号得到的第 k 个子函数; ω_k 为第 k 个子函数的中心频率。该模型的约束条件为将分解得到的子函数求和得到原始信号。

为了解决上述最优化问题, 将约束问题转化为非约束变分问题, 引入增广拉格朗日函数进行计算, 即

$$L(\{u_k\}, \{\omega_k\}, \lambda) = \alpha \sum_k \left\| \partial_t \left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) u_k(t) \right] e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 + \left\| f(t) - \sum_k u_k(t) \right\|_2^2 + \left\langle \lambda(t), f(t) - \sum_k u_k(t) \right\rangle \quad (4)$$

式中: α 为惩罚因子; $\lambda(t)$ 为拉格朗日乘子。

求解上述函数, 可以得到 VMD 的迭代规则如下所示:

$$\begin{cases} \widehat{u}_k^{n+1}(\omega) = \frac{\widehat{f}(\omega) - \sum_{i < k} \widehat{u}_i^{n+1}(\omega) - \sum_{i > k} \widehat{u}_i^n(\omega) + \frac{\widehat{\lambda}^n(\omega)}{2}}{1 + 2\alpha(\omega - \omega_k^n)^2} \\ \omega_k^{n+1} = \frac{\int_0^\infty \omega |\widehat{u}_k^{n+1}(\omega)|^2 d\omega}{\int_0^\infty |\widehat{u}_k^{n+1}(\omega)|^2 d\omega} \\ \widehat{\lambda}^{n+1}(\omega) = \widehat{\lambda}^n(\omega) + \tau \left(\widehat{f}(\omega) - \sum_k \widehat{u}_k^{n+1}(\omega) \right) \end{cases} \quad (5)$$

式中: $\widehat{u}_k(\omega)$ 为 $u_k(t)$ 的频域成分; $\widehat{\lambda}(\omega)$ 为 $\lambda(t)$ 的频域成分; τ 为迭代更新步长; 迭代约束条件为 $\sum_k \|\widehat{u}_k^{n+1} - \widehat{u}_k^n\|_2^2 / \|\widehat{u}_k^n\|_2^2 < \varepsilon$, ε 为迭代结束最小误差。

2.3 经验傅里叶分解

经验傅里叶分解^[20]是最近被提出的一种自适应的信号分解算法。EFD 解决了经验小波变换^[23]模式混合问题和傅里叶分解方法(Fourier decomposition method, FDM)^[24]中频谱从高到低扫描和从低到高扫描分解结果不一致的问题。并且, EFD 能够分解信号中紧密间隔的模式。EFD 通过最低最小值技术^[25]实现频谱分隔, 并通过构建零相位滤波器组对信号进行分解。

EFD 的频谱分割如下所示:

$$\omega_n = \begin{cases} \operatorname{argmin}_\omega [\check{X}_n(\omega)], & 0 \leq n \leq N, \Omega_n \neq \Omega_{n+1} \\ \Omega_n, & 0 \leq n \leq N, \Omega_n = \Omega_{n+1} \end{cases} \quad (6)$$

式中: Ω_n 为原信号频谱中的第 n 个极值; $\check{X}_n(\omega)$ 为 Ω_n 和 Ω_{n+1} 范围内的频谱成分; ω_n 为原信号频谱边界。

EFD 首先通过傅里叶变换得到原信号的频谱, 之后通过式 (5) 获取的频谱边界构造零相位滤波器组, 接着通过零相位滤波器组提取各个子成

分的频谱, 最后对各个子信号进行傅里叶反变换得到分解后的子信号时域成分, 如式 (7) 所示。

$$\begin{cases} \widehat{f}(\omega) = \int_{-\infty}^\infty e^{-j\omega t} dt \\ \widehat{f}_n(\omega) = H_n(\omega) \widehat{f}(\omega) = \begin{cases} \widehat{f}(\omega), & \omega_{n-1} \leq |\omega| \leq \omega_n \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \\ f_n(t) = \int_{-\infty}^\infty \widehat{f}_n(\omega) e^{j\omega t} d\omega \end{cases} \quad (7)$$

式中: $f(t)$ 为原信号; $\widehat{f}(\omega)$ 为原信号频谱; $\widehat{f}_n(\omega)$ 为第 n 个子信号频谱; $f_n(t)$ 为第 n 个子信号; $H_n(\omega) = \begin{cases} 1, & \omega_{n-1} \leq |\omega| \leq \omega_n \\ 0, & \text{其他} \end{cases}$ 为第 n 个零相位滤波器的传递函数。

2.4 算法测试

为了验证 EMD、VMD 和 EFD 的有效性, 构建了不同运动状态下加速度的仿真信号, 采样频率为 1000 Hz。其中: 滚动为余弦信号; 滑动为 3 种状态的线性信号; 碰撞为不同振幅和不同大小的冲击信号。通过将构造的仿真信号相加得到混合信号, 即

$$\begin{cases} C_1(t) = \cos(2f_1 t) \\ C_2(t) = \begin{cases} 2t, & 0 \leq t \leq 0.3 \\ 0.6, & 0.3 < t \leq 0.7 \\ -1.99t + 1.99, & 0.7 < t \leq 1 \end{cases} \\ C_3(t) = \begin{cases} I(t - 0.2), & 0.195 \leq t \leq 0.205 \\ -0.8I(t - 0.4), & 0.395 \leq t \leq 0.405 \\ 1.2I(t - 0.6), & 0.595 \leq t \leq 0.605 \\ -0.6I(t - 0.8), & 0.795 \leq t \leq 0.805 \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \end{cases} \quad (8)$$

式中: C_i 表示构造的第 i 个仿真信号成分; f_1 表示余弦信号的频率, 本文取 $f_1 = 8 \text{ Hz}$;

$I(t) = \begin{cases} 200t + 1, & t \leq 0 \\ -200t + 1, & t > 0 \end{cases}$ 表示单位碰撞信号函数。

EMD、VMD 和 EFD 对混合信号的分解结果如图 5 所示, 其中, 构建的仿真信号用红色虚线标出。对于滚动信号: EMD 分解得到的成分与仿真信号完全不同; VMD 基本可以还原构造的仿真信号, 但在一些峰值处与仿真信号不同; EFD 基本完全还原了仿真信号。对于滑动信号: EMD 能够大致得到与仿真信号一致的趋势, 但波动较大; VMD 基本还原了仿真信号, 但混合了部分碰撞信号成分; EFD 基本还原了仿真信号。对于碰撞信号: EMD 分解得到的是部分滚动信号与碰撞信号混合的结果; VMD 能够得到碰撞信号, 但信号的幅度大幅度下降; EFD 基本还原了每一处碰撞。由此可得: EMD 存在严重的模式混合问题, 无法得到仿真信号; VMD 存在模式混合的问题,

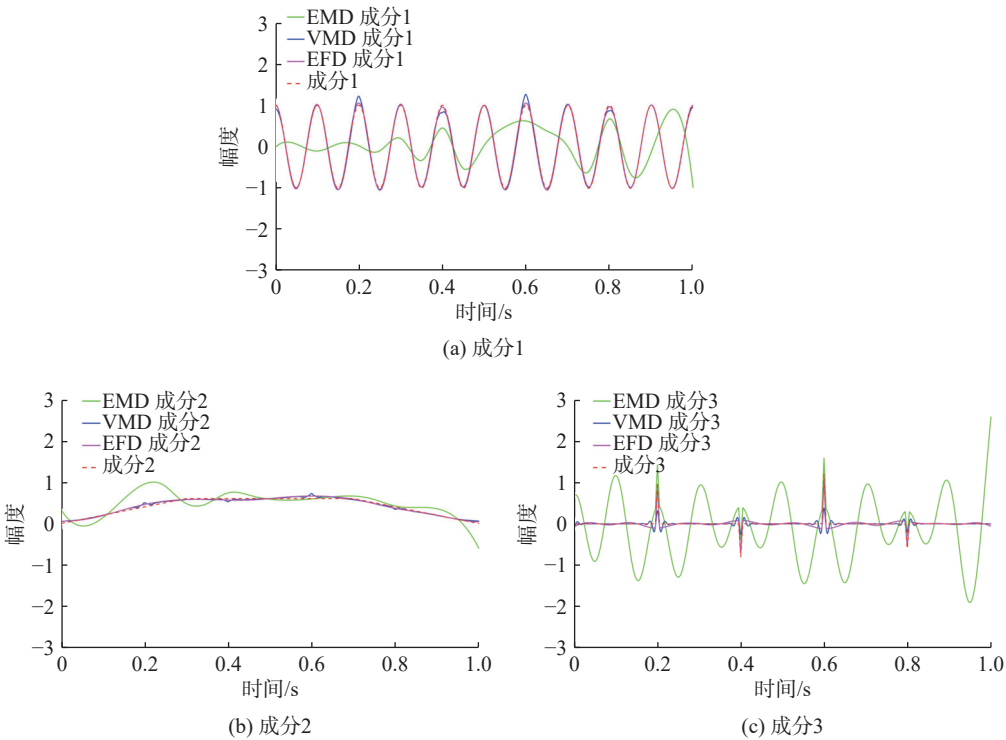


图 5 EMD、VMD 和 EFD 对混合信号的分解结果

Fig.5 Decomposition results of mixed signals by EMD, VMD and EFD

导致 VMD 分解得到的碰撞信号大幅度衰减；EFD 分解得到的信号基本能够还原滚动、滑动和碰撞的加速度信号。

为了进一步比较 EMD、VMD 和 EFD 的分解结果，采用均方根误差 (root mean square errors, RMSEs) 来衡量分解结果与仿真信号的差异，若 RMSEs 越小则与仿真信号的差异越小。RMSEs 的计算如下所示：

$$E = \sqrt{\frac{1}{L} \sum_{i=1}^L |c_i - c_{ri}|^2} \tag{9}$$

式中： E 为 RMSEs； L 为序列长度； c_i 为理想信号序列第 i 位数据； c_{ri} 为分解后对应信号序列的第 i 位数据。

EMD、VMD 和 EFD 分解得到的成分与构建信号间的 RMSEs 如表 1 所示。EMD 对应的 RMSEs 远大于 VMD 和 EFD 的，因此，EMD 对构建信号的还原度最差。VMD 和 EFD 对应的 RMSEs 为同一数量级。对于滚动信号和碰撞信号，EFD 对应的 RMSEs 小于 VMD 的，表明 EFD 对滚动信号和碰撞信号的还原度高于 VMD。对于滑动信号，EFD 对应的 RMSEs 略大于 VMD 的，表明 EFD 对滑动信号的还原度与 VMD 相差不大，VMD 略优

于 EFD。因此，EFD 对复杂加速度信号分解的效果优于 EMD 和 VMD。

表 1 不同算法分解结果的 RMSEs

Tab.1 RMSEs of decomposition results from different algorithms

信号成分	EMD	VMD	EFD
C_1	7.74×10^{-2}	5.04×10^{-2}	3.18×10^{-2}
C_2	1.96×10^{-1}	3.00×10^{-2}	3.10×10^{-2}
C_3	7.72×10^{-1}	8.00×10^{-2}	4.31×10^{-2}

3 实验结果与数据分析

3.1 实验结果

探测器在斜槽中的运动轨迹数据和三轴加速度数据如图 6 所示。由图 6(a) 可知，探测器首先在斜槽中进行低速滚动，持续 0.388 s，之后进行弹跳运动。由图 6(b) 可知，探测器的三轴加速度波形的第一部分是一段周期较长和幅值较小的余弦和大量冲击混合的曲线，对应于探测器在斜槽中的低速滚动运动。探测器的三轴加速度波形的第二部分是周期较短和幅值较大的余弦和少量冲击混合的曲线，对应于探测器在斜槽中的弹跳前

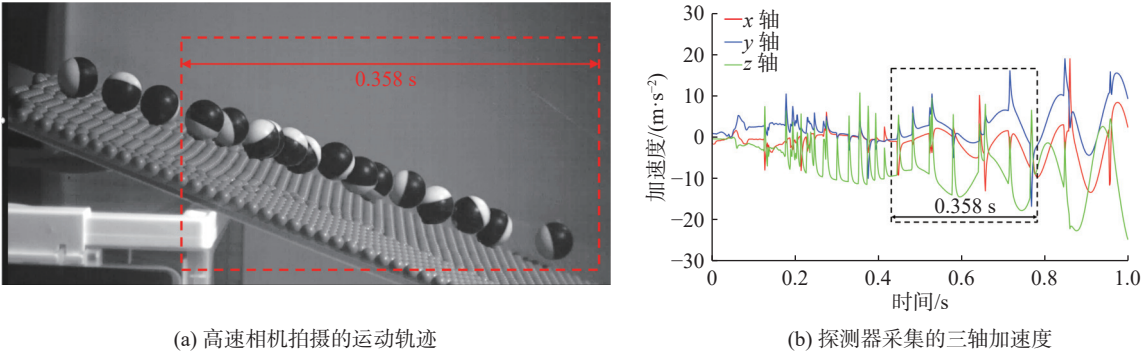


图 6 探测器在斜槽中运动的实验结果

Fig.6 Experimental results of detector motion in the chute

进运动。图中用红色框标注的部分为图像数据和三轴加速度对应的部分，由图可见，探测器每滚动一周，三轴加速度就产生一个周期的余弦。同时，探测器采集到的三轴加速度波形与 de Souza^[11]和 Caviezel 等^[8-10]使用惯性导航探测器进行滚石实验采集到的波形类似。因此，探测器采集的三轴加速度可以反映滚石的真实运动状况，实验采集到的数据有效。

3.2 信号分解

通过 EMD、VMD 和 EFD 对实验过程中 y 轴（探测器的正前方）的加速度进行分解，用于比较 3 种方法对于真实加速度信号的分解效果，如图 7

所示。图 7(a) 为探测器 y 轴加速度通过 3 种算法得到的滑动和低速滚动成分。EMD 和 VMD 分解得到的是滑动和低速滚动混合的结果，EFD 成功将滑动和低速滚动分解为两个成分。图 7(b) 为探测器 y 轴加速度通过 3 种算法得到的弹跳过程中的滚动成分。EMD、VMD 和 EFD 都成功分解得到了弹跳过程中的滚动成分。图 7(c) 为探测器 y 轴加速度通过 3 种算法得到的碰撞成分。EMD 分解得到的碰撞成分波动较大，难以辨别每一处碰撞的发生时刻和碰撞的幅值。VMD 分解得到的碰撞成分相较于原信号衰减较大，最终导致碰撞信号淹没在噪声中。EFD 分解得到的碰撞成分与原信

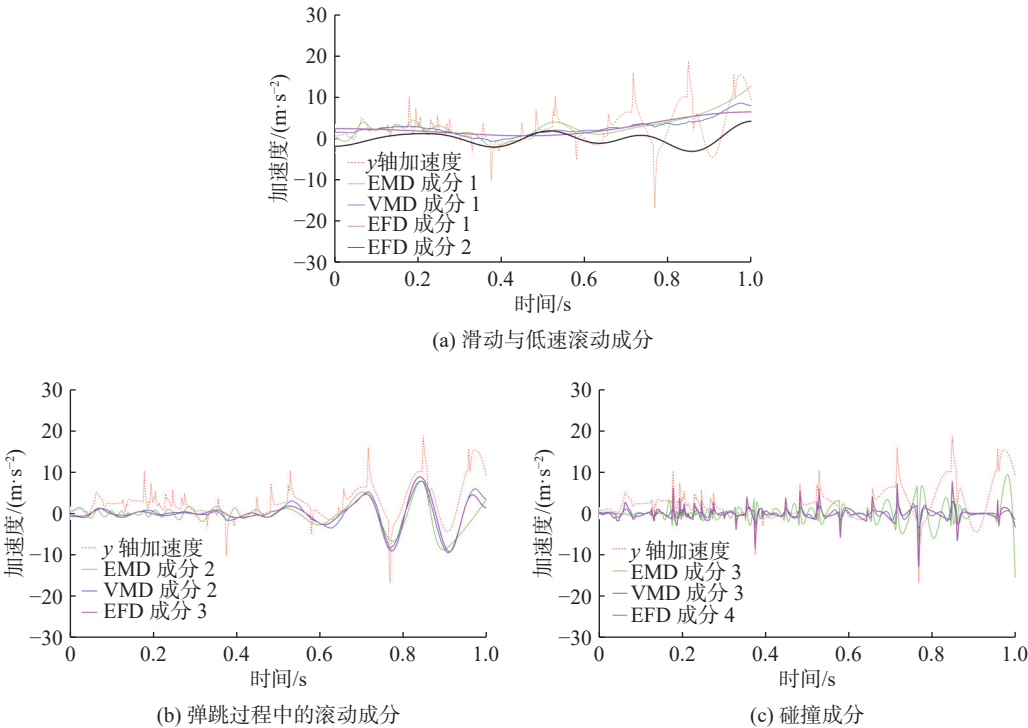


图 7 EMD、VMD 和 EFD 对 y 轴加速度分解结果

Fig.7 Decomposition results of y -axis acceleration by EMD, VMD and EFD

号的每一处碰撞点都完全对应, 非碰撞处的信号波动较小, 且碰撞发生处幅值基本没有衰减, 能够得到每一时刻的碰撞。因此, 对于真实加速度信号, EFD 的分解效果要优于 EMD 和 VMD。

为了进一步研究 3 种算法分解所得成分的有效性, 分别对 3 种算法得到的结果进行求和, 进

而对信号进行重构, 重构结果如图 8 所示。EMD 分解成分的重构信号基本与原信号完全重合; VMD 分解成分的重构信号在非碰撞发生时刻基本与原信号重合, 但是在碰撞发生时刻有明显的衰减; EFD 分解成分的重构信号与原信号基本重合, 能够反映原信号的变化趋势。

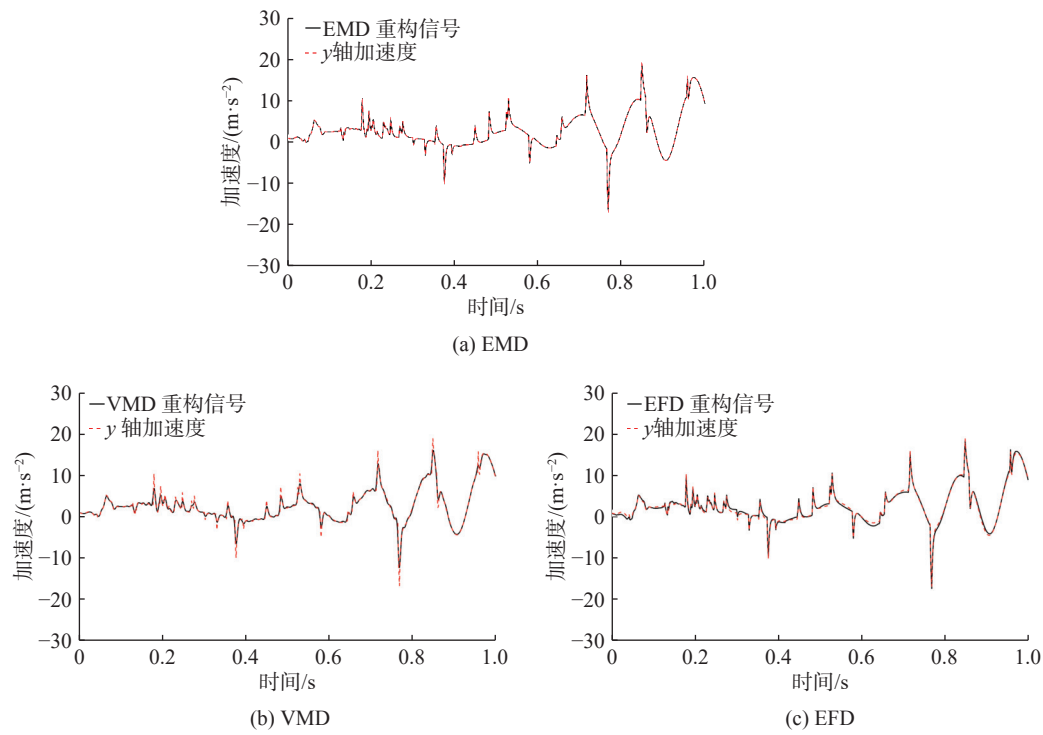


图 8 EMD、VMD 和 EFD 信号重构结果

Fig.8 Signal reconstruction results of EMD, VMD and EFD

为了进一步比较 3 种算法对探测器在滚石运动过程中加速度的分解效果, 分别计算 3 种算法分解成分重构信号的 RMSEs, 并以 3 种算法运行时间来表示算法的复杂度, 结果如表 2 所示。对于 y 轴加速度重构信号, EMD 分解成分的重构信号与原信号相比, RMSEs 极小, 重构信号基本与原信号完全重合。VMD 分解成分的重构信号与原信号的 RMSEs 较大, 主要是由于碰撞发生时刻信号出现衰减。EFD 分解成分的重构信号与原信号的 RMSEs 较小, 基本与原信号重合, 可以反映原信号的变化趋势。对于 3 种算法的分解用时, VMD 用时远高于 EMD 和 EFD, 表明 VMD 算法复杂度最高。EMD 用时较短, 算法复杂度居中。EFD 用时远小于 EMD 和 VMD, 表明 EFD 算法复杂度最低。因此, EMD 对于原信号的还原度最高, 但模式混合问题非常严重, 子信号的可读性较差, 需要结合其他算法实现对数据的进一步分

析。VMD 原信号的还原度较差, 存在模式混合问题, 且算法复杂度较高, 性能较差。EFD 对于信号的还原度较高, 算法复杂度最低, 且分解得到的成分可读性较强, 适用于微机电惯性导航系统的加速度信号分解。

表 2 EMD、VMD 和 EFD 分解用时与重构信号的 RMSEs

Tab.2 Decomposition time and RMSEs of reconstructed signals for EMD, VMD and EFD

评价指标	EMD	VMD	EFD
重构信号的RMSEs	4.64×10^{-16}	5.44×10^{-1}	3.52×10^{-1}
分解用时/s	1.37×10^{-2}	6.58×10^{-2}	7.00×10^{-4}

4 结 论

通过微机电惯性导航探测器进行滚石实验, 并将探测器采集到的三轴加速度信号与高速相机

拍摄的运动轨迹信息进行对比,发现三轴加速度信号反映的运动信息与图像完全对应,表明探测器能够获得整个运动过程的信息。

通过滑动和滚动实验,得出结论:探测器在滑动状态下三轴加速度波形为线性形式;探测器在滚动状态下三轴加速度波形为余弦形式;探测器在碰撞状态下三轴加速度波形为冲击形式。

提出基于EFD的数据处理方法,成功将实验室滚石实验过程中的混合加速度信号分解为了具有物理意义的子信号,进而准确得到了探测器在滚石实验中每个时刻的运动状态。

通过使用EMD、VMD和EFD对仿真信号和探测器采集到的加速度信号进行分解,对比了3种算法的性能。实验结果表明,EMD对于原信号的还原度最高,算法复杂度适中,但是存在严重的模式混合问题,无法直接解析分解后的成分。VMD导致碰撞状态下的信号出现严重的衰减,对于原信号的还原度最差,同时VMD存在模式混合问题且算法复杂度高,因此,不适合通过VMD对三轴加速度信号进行分解。EFD对原信号的还原度较高,算法复杂度远小于EMD和VMD。同时,EFD能够将混合加速度信号分解为滑动、滚动和碰撞状态下的子信号,且误差较小。因此,EFD适用于微机电惯性导航系统的加速度信号分解。

本文仅在实验室环境下进行了滚石模拟实验。在未来,为了更好地进行实地滚石实验,需要重新设计探测器的外壳,使其进一步还原现实场景下的岩石,如采用岩石材料设计探测器的外壳并在内部进行配重,使其密度与现实情况下的岩石一致。同时,为了在实地实验中更加准确地分析数据,可以在频域构建新的滤波器组、采用新的频域边界分割方法或在EFD的基础上加入其他算法来实现算法的改进。

参考文献:

- [1] LI L P, SUN S Q, LI S C, et al. Coefficient of restitution and kinetic energy loss of rockfall impacts[J]. *KSCE Journal of Civil Engineering*, 2016, 20(6): 2297–2307.
- [2] 黄润秋, 刘卫华. 基于正交设计的滚石运动特征现场试验研究[J]. *岩石力学与工程学报*, 2009, 28(5): 882–891.
- [3] PANTELIDIS L. An alternative rock mass classification system for rock slopes[J]. *Bulletin of Engineering Geology and the Environment*, 2010, 69(1): 29–39.
- [4] CHEN T J, ZHANG G C, XIANG X. Research on rockfall impact process based on viscoelastic contact theory[J]. *International Journal of Impact Engineering*, 2023, 173: 104431.
- [5] YAN P, ZHANG J H, KONG X Z, et al. Numerical simulation of rockfall trajectory with consideration of arbitrary shapes of falling rocks and terrain[J]. *Computers and Geotechnics*, 2020, 122: 103511.
- [6] GAO G, MEGUID M A. On the role of sphericity of falling rock clusters —insights from experimental and numerical investigations[J]. *Landslides*, 2018, 15(2): 219–232.
- [7] 丛俊宇, 梁风, 史文兵, 等. 基于惯性导航技术的滚石运动特征参数提取研究[J]. *人民长江*, 2023, 54(2): 184–190.
- [8] CAVIEZEL A, SCHAFFNER M, CAVIGELLI L, et al. Design and evaluation of a low-power sensor device for induced rockfall experiments[J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2018, 67(4): 767–779.
- [9] CAVIEZEL A, GERBER W. Brief communication: measuring rock decelerations and rotation changes during short-duration ground impacts[J]. *Natural Hazards and Earth System Sciences*, 2018, 18(11): 3145–3151.
- [10] CAVIEZEL A, DEMMEL S E, RINGENBACH A, et al. Reconstruction of four-dimensional rockfall trajectories using remote sensing and rock-based accelerometers and gyroscopes[J]. *Earth Surface Dynamics*, 2019, 7(1): 199–210.
- [11] DE SOUZA B M M. Use of smart rocks to improve rock slope design[D]. Durham: University of New Hampshire, 2021.
- [12] YANG X Z, ZHANG G C, YU Y, et al. Factors influencing the coefficient of restitution in rockfall impacts[J]. *Natural Hazards Review*, 2021, 22(3): 04021024.
- [13] COOMBS S P, APOSTOLOV A, TAKE W A, et al. Mobility of dry granular flows of varying collisional activity quantified by smart rock sensors[J]. *Canadian Geotechnical Journal*, 2020, 57(10): 1484–1496.
- [14] BHATTACHARYYA A, PACHORI R B. A multivariate approach for patient-specific EEG seizure detection using empirical wavelet transform[J]. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2017, 64(9): 2003–2015.
- [15] YANG Z J, LI D H, LIU G, et al. Analogue study on the

- classification and identification of landslide dynamics based on spectral features of slidequake signals[J]. [Soil Dynamics and Earthquake Engineering](#), 2023, 173: 108150.
- [16] PAN J, CHEN J L, ZI Y Y, et al. Mono-component feature extraction for mechanical fault diagnosis using modified empirical wavelet transform via data-driven adaptive Fourier spectrum segment[J]. [Mechanical Systems and Signal Processing](#), 2016, 72–73: 160–183.
- [17] UPADHYAY A, PACHORI R B. Speech enhancement based on mEMD - VMD method[J]. [Electronics Letters](#), 2017, 53(7): 502–504.
- [18] 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 A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences](#), 1998, 454(1971): 903–995.
- [19] DRAGOMIRETSKIY K, ZOSSO D. Variational mode decomposition[J]. [IEEE Transactions on Signal Processing](#), 2014, 62(3): 531–544.
- [20] ZHOU W, FENG Z R, XU Y F, et al. Empirical Fourier decomposition: an accurate signal decomposition method for nonlinear and non-stationary time series analysis[J]. [Mechanical Systems and Signal Processing](#), 2022, 163: 108155.
- [21] MAHONY R, HAMEL T, PFLIMLIN J M. Nonlinear complementary filters on the special orthogonal group[J]. [IEEE Transactions on Automatic Control](#), 2008, 53(5): 1203–1218.
- [22] KALMAN R E. A new approach to linear filtering and prediction problems[J]. [Journal of Basic Engineering](#), 1960, 82(1): 35–45.
- [23] GILLES J. Empirical wavelet transform[J]. [IEEE Transactions on Signal Processing](#), 2013, 61(16): 3999–4010.
- [24] SINGH P, JOSHI S D, PATNEY R K, et al. The Fourier decomposition method for nonlinear and non-stationary time series analysis[J]. [Proceedings of the Royal Society A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences](#), 2017, 473(2199): 20160871.
- [25] GILLES J, TRAN G, OSHER S. 2D empirical transforms. Wavelets, ridgelets, and curvelets revisited[J]. [SIAM Journal on Imaging Sciences](#), 2014, 7(1): 157–186.

(编辑: 丁红艺)