

## 三维激光扫描路面点云多频率振动信息去除方法

赵栓峰\*, 魏震宇, 郭帅, 魏政

西安科技大学机械工程学院, 陕西 西安 710054

**摘要** 由于大范围三维激光扫描易受到采集车的多频率振动噪声的干扰, 获取的路面三维形貌精度低。传统滤波和图像处理技术存在无法进行分量分析和过程复杂等缺陷。针对此问题, 提出一种基于改进的哈里斯鹰优化(AMHHO)算法的变分模态分解(VMD)算法来对路面分量进行分析, 精确剥离多频率振动信息。对车载 3D 激光相机获取的路面点云数据进行降维得到路面纵剖面信号, 用所提 AMHHO-VMD 算法进行分解, 对分解得到的本征模态函数(IMF)进行傅里叶变换并结合采集单元振动状态判定多频率振动信息。最后将筛选后的有效分量重构, 得到精确的路面三维形貌。实验结果表明: 与经验模式分解(EMD)算法和小波包分解算法相比, 所提 AMHHO-VMD 算法能将多频率振动分量从原始路面点云中剥离, 获得精确的路面三维形貌。

**关键词** 激光扫描; 路面三维形貌; 变分模态分解; 多频率振动; 哈里斯鹰优化算法

中图分类号 TP75

文献标志码 A

DOI: 10.3788/LOP223266

## Method for Removing Multi-Frequency Vibration Information From 3D Laser-Scanned Pavement Point Clouds

Zhao Shuanfeng\*, Wei Zhenyu, Guo Shuai, Wei Zheng

College of Mechanical Engineering, Xi'an University of Science and Technology, Xi'an 710054, Shaanxi, China

**Abstract** Large-area 3D laser scanning is susceptible to interference from multi-frequency vibration noise of an acquisition vehicle, resulting in low accuracy of the acquired 3D pavement morphology. Traditional filtering and image processing techniques cannot perform component analysis and complex processes. Thus, a variational modal decomposition (VMD) algorithm based on the modified Harris Hawk optimization (AMHHO) algorithm is proposed to analyze the pavement components and achieve accurate stripping of multi-frequency vibration information. The pavement point cloud data acquired by the vehicle-mounted 3D laser camera is downsampled to obtain the pavement longitudinal profile signal. This signal is then decomposed by the proposed AMHHO-VMD algorithm to obtain intrinsic mode functions, which are then Fourier-transformed and combined with the vibration state of the acquisition unit to determine the multi-frequency vibration information. Finally, the accurate 3D morphology of the pavement is obtained after reconstruction of the filtered effective components. Experimental results show that compared to the empirical mode decomposition (EMD) algorithm and wavelet packet decomposition algorithm, the proposed AMHHO-VMD algorithm can strip the multi-frequency vibration components from the original pavement point cloud and obtain an accurate 3D morphology of the pavement.

**Key words** laser scanning; pavement 3D morphology; variational modal decomposition; multi-frequency vibrations; Harris Hawk optimization algorithm

## 1 引言

由于我国长期实行重建设-轻养护的政策, 一些服役多年的道路出现严重的劣化, 成为交通安全中的一大隐患<sup>[1]</sup>。而传统路面检测方法主要依靠巡视人员肉

眼观测或是采用测量仪进行实地测量, 严重依赖巡视人员的主观性且工作效率低下。因此, 获取精确的路面三维形貌对路面养护、路面生命周期评估有重要指导意义。

近年来, 3D 激光技术已被证明具有大范围扫描和

收稿日期: 2022-12-07; 修回日期: 2023-01-21; 录用日期: 2023-02-08; 网络首发日期: 2023-03-09

基金项目: 陕西省重点研发计划(2020ZDLGY04-06)、陕西省重点研发计划(2020ZDLGY04-05)、陕西省创新团队计划(2021TD-27)

通信作者: \*zsf@xust.edu.cn

获取扫描对象深度的强大能力,逐渐成为获取对象三维形貌的主要方法。Cui等<sup>[2]</sup>开发了一种基于点云深度学习的有砟轨道扣件实时监测系统,建立了压载扣件点云语义分割数据集,在实验中取得了较好的效果。Ravi等<sup>[3]</sup>建立了车载激光雷达系统,通过获取的点云数据检测坑洞位置及深度为路面状态提供可视化数据。以上工作说明了车载移动测量系统在轨道、公路检测中的极大优势。然而,3D激光相机通常架设在车辆上,在行进过程中获取路面数据,车辆的多频率振动会使采集到的数据包含有复杂的振动噪声。Yu等<sup>[4]</sup>用包裹相位分布的概率密度函数作为寻找补偿系数的工具,用更通用的单系数模型分析由相机的非线性效应引起的周期性误差,提高了相机模型的准确性。Hao等<sup>[5]</sup>观察到在获取路面三维数据中频繁出现的断点和其他离群噪声,提出了基于断点插值和参考平面滤波的方法,在路面的重建中取得了较好的结果。孙朝云等<sup>[6]</sup>针对激光成像系统并结合数字图像滤波处理技术,提出了一种双相标准差滤波和基于组合结构元素的级联形态学滤波,分别从行数据、列数据和整个三维数据进行去噪,有效地去除了三维数据中毛刺类背景噪声的干扰。Li等<sup>[7]</sup>在对采集到的路面数据进行路面病害检测前,用二维高斯滤波器去除原始数据中的噪声,然后再用另一个大尺寸的2D高斯滤波器平滑整个图像,最后设计了可操纵匹配滤波器组(SMFB)来完成对原始数据的预处理。然而,传统的图像处理和滤波技术是无法对路面成分进行定性分析的。因此有必要通过信号分解的方法来分析三维路面数据中的成分信息,以便于充分利用路面三维数据。

现有的信号分解方法包括小波分解<sup>[8]</sup>、小波包分解<sup>[9]</sup>、局部值分解(LMD)<sup>[10]</sup>和经验模式分解(EMD)<sup>[11]</sup>等。然而,小波分解和小波包分解结果依赖小波基函数的选择,隶属于非自适应信号分解方法。LMD和EMD虽然属于自适应信号分解方法,但是由于存在模态混叠的缺陷<sup>[12]</sup>,应用受限。Dragomiretskiy等<sup>[13]</sup>在2014年提出的变分模态分解(VMD)已广泛应用于机

械振动和旋转机械的故障诊断中。在他们的实验中,VMD在音调分离和噪声鲁棒性的性能超越EMD。但Wang等<sup>[14]</sup>发现VMD的分解个数和惩罚因子往往需要根据经验去确定,这种基于经验选择的参数让VMD不能发挥最好的效果。有许多优化算法或是搜索算法可以找到VMD的分解个数和惩罚因子的最佳参数组合,如灰狼优化算法<sup>[15]</sup>、鲸鱼优化算法<sup>[16]</sup>、模拟退火算法<sup>[17]</sup>、蚁群算法<sup>[18]</sup>和遗传算法<sup>[19]</sup>。在本研究中,采用一种新的优化算法——哈里斯鹰优化(HHO)算法<sup>[20]</sup>来搜索VMD的最优参数组合。HHO算法是Heidari等<sup>[20]</sup>以自然界哈里斯鹰捕食猎物行为为灵感设计的一种智能优化算法,本研究在HHO算法的基础上进行了改进,提出改进的HHO(AMHHO)算法。

综上所述,本文根据现有车载3D激光系统所存在的多频率振动信息干扰问题,提出一种基于信号处理的三维点云多频率振动信息去除方法,该方法可获取精确的路面三维形貌。且该方法已在日常路面检测中应用。

## 2 检测原理与路面形貌测量车

### 2.1 线结构光检测原理

图1(a)为三维激光技术测量路面三维形貌的原理<sup>[21]</sup>。激光从激光发生器发出投射在被测物体的表面,会在被测物体上产生变形线,通过CCD相机捕捉变形线,并分析变形线来获取被测物体的轮廓。

最终采集到的路面数据是时空域下多频率特征信息的混叠<sup>[22]</sup>,对大量实验数据进行分析后将在动态环境中采集到的数据分为3部分,使用 $y$ 表示路面纵剖面信号、 $f$ 表示主轮廓信号、 $b$ 表示多频率振动分量、 $t$ 表示路面纹理,有 $y=f+t+b$ 。主轮廓信号 $f$ 用于计算国际粗糙度指数(IRI),是路面的主要轮廓形态特征。 $t$ 为路面真实纹理。 $b$ 为多频率振动分量,由于采集车在行进过程中产生的多频率振动会对获取路面三维形貌造成干扰,因此其是本研究要分离的目标,如图1(b)所示。

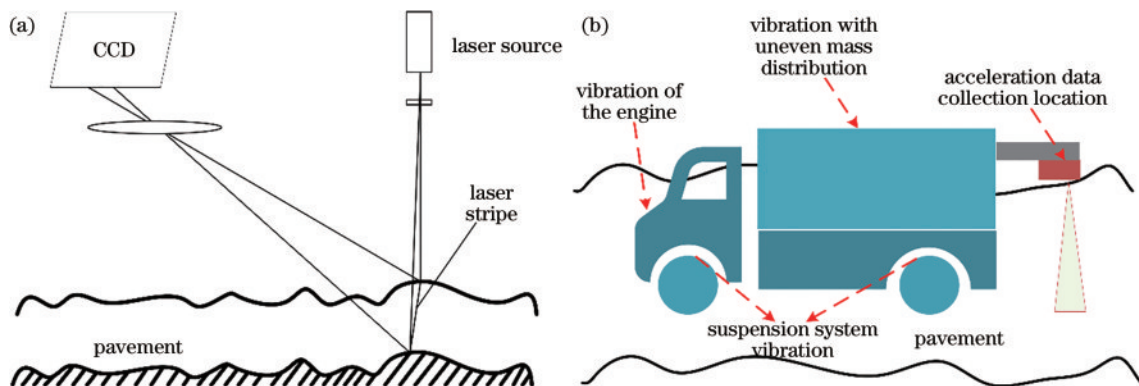


图1 路面三维形貌测量原理及车辆多频率振动信息来源示意图。(a)激光三角测量原理;(b)车辆多频率振动信息

Fig. 1 Schematic diagrams of the principle of 3D road surface morphometry and the source of multi-frequency vehicle vibration information. (a) Laser triangulation principle; (b) vehicle multi-frequency vibration information

### 2.2 路面形貌测量车

路面点云数据是由改造的皮卡车检测系统在山西某机场路面进行测试时采集到的,如图 2(a)所示。该采集车由机械臂电控系统、路面形貌测量系统、高精度定位系统和车载供电系统组成。当自检程序完成后,车辆开始行进,编码器收到计米轮的增量时便向 4 个

检测单元和差分 GPS 发出采集信号,采集单元 [图 2(b)]将采集到的路面点云数据存储在各自的工控机中。将采集到的数据和定位信息一一对应起来,在采集单元上部固定智能手机并打开加速度测试软件,以获取检测单元在采集过程中的加速度信号和检测单元的振动状态。

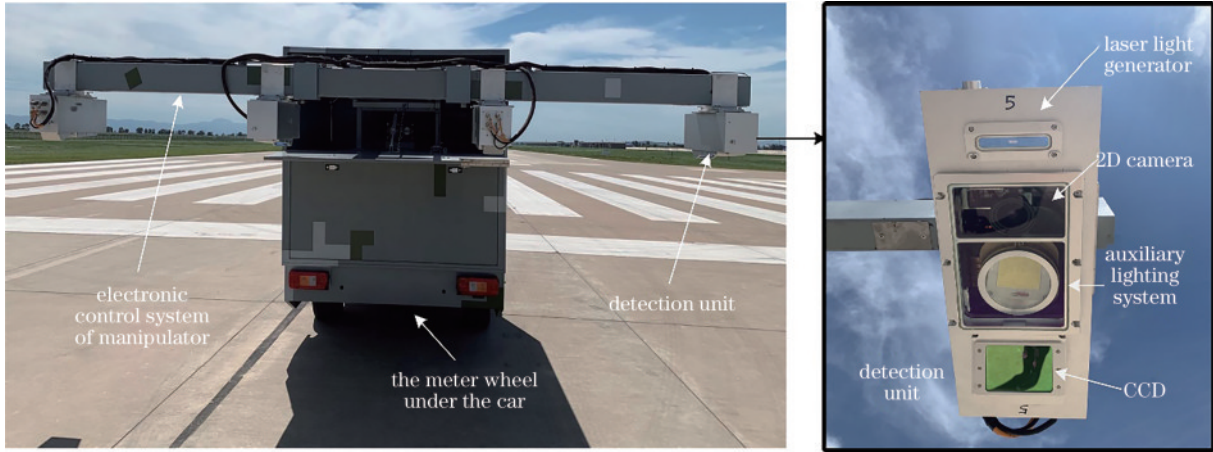


图 2 实验平台。(a)路面形貌测量车;(b)采集单元

Fig. 2 Experimental platform. (a) Pavement morphology measurement vehicle; (b) acquisition unit

## 3 算法流程及原理

所提基于 AMHHO-VMD 的多频率振动去除模型流程图如图 3 所示。依托路面形貌测量车所获得的激光点云数据,对收集到的路面激光点云先进行离群点剔除,然后降维成路面纵剖面信号。设置 AMHHO 的初始参数,利用 Tent 混沌映射初始种群并定义 VMD 算法中惩罚因子  $\alpha$  和分解个数  $K$  的范围。执行 VMD 分解、计算每个本征模态函数(IMF)的包络熵。利用非线性逃逸能量计算猎物的能量并更新最佳哈里斯鹰的位置,最后用融合柯西变异和高斯差分变异策略使算法在搜索后期依然具有生成新个体的能力,避免算法陷入局部最优。最终利用最佳参数的 VMD 算法对路面纵剖面信号进行分解,在所有 IMF 中判定多频率振动所处位置,删除多频率振动后重构路面纵剖面信号,最后升维即可得到精确的路面三维形貌。

### 3.1 变分模态分解

VMD 是完全数据驱动的,不依赖任何基函数的

设定。因此,VMD 已经广泛用于一维信号分析和处理。VMD 求取上下包络线的方法与 EMD 不同,把固有模态函数重新定义为幅频调制信号:

$$\mathbf{u}_k(t) = \mathbf{A}_k(t) \cos[\phi_k(t)], \quad (1)$$

式中  $\mathbf{A}_k(t)$  是  $\mathbf{u}_k(t)$  的瞬时振幅。

$$\omega_k(t) = \phi'_k(t) = \frac{d\phi_k}{dt}, \quad (2)$$

式中  $\omega_k(t)$  是  $\mathbf{u}_k(t)$  的瞬时频率。即在  $[t - \delta, t + \delta]$  的间隔范围内,  $\mathbf{u}_k(t)$  可以看作是一个幅值为  $\mathbf{A}_k(t)$ 、频率为  $\omega_k(t)$  的谐波信号,  $\delta = 2\pi/\phi'_k(t)$ 。

VMD 算法的本质是使用交替方向乘子法求解约束变分问题的最优解。首先,将待处理信号转移到变分框架中,通过迭代搜索变分模型的最优解来确定每个分量的频率中心和带宽。然后利用傅里叶逆变换将各个分量返回到时域下,最后,将原始信号的频域自适应地分解为  $K$  个窄带分量。分解的关键在于将解视为约束变分问题,可描述为

$$\min_{\{\mathbf{u}_k, \omega_k\}} \left\{ \sum_k \left\| \partial_t \left[ \left( \delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) * \mathbf{u}_k(t) \right] \exp(-j\omega_k t) \right\|_2^2 \right\} \text{ s.t. } \sum_k \mathbf{u}_k = \mathbf{f}, \quad (3)$$

式中  $\{\mathbf{u}_k\}$  是 IMF;  $\{\omega_k\}$  是 IMF 的中心频率;  $\mathbf{f}$  是输入信号;  $*$  表示卷积运算符。为了求解式(3)引入拉格朗日

乘法算子  $\lambda(t)$  和二次惩罚因子  $\alpha$ , 将约束性变分问题变为非约束性变分问题:

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

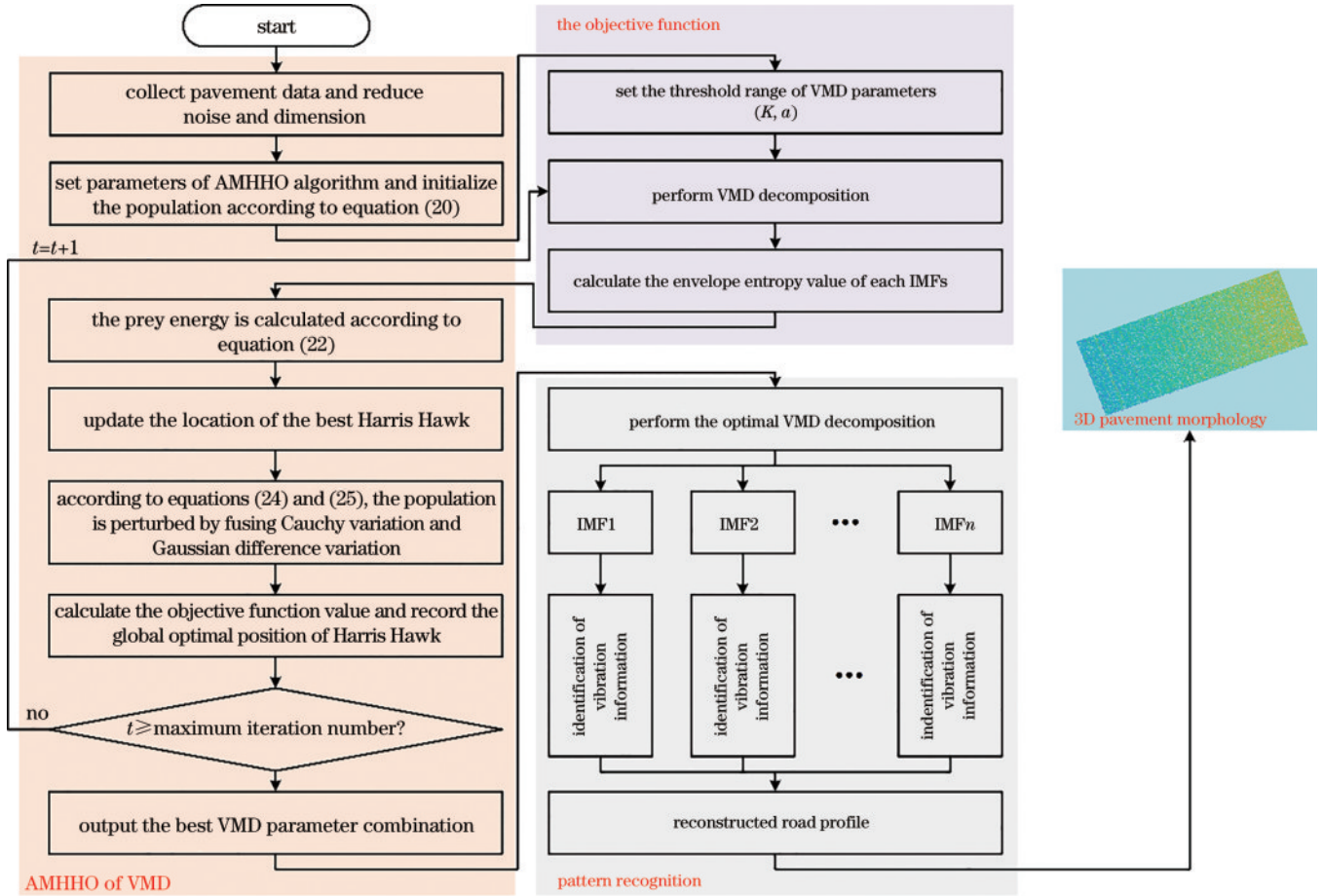


图3 基于改进哈里斯鹰优化算法的参数自适应变分模态分解的多频率振动信息去除流程图

Fig. 3 Flow chart of multi-frequency vibration information removal based on an improved Harris Hawk optimization algorithm for parametric adaptive variational modal decomposition

具体实现过程如下：

- 1) 初始化： $\{u_k^1\}, \{\omega_k^1\}, \lambda^1$  和  $n$  为 0；
- 2)  $n=n+1$ , 执行整个循环；
- 3) 用式(5)~(7)分别更新权重  $u_k, \omega_k$  和  $\lambda$ 。

$$\hat{u}_k^{n+1}(\omega) = \frac{\hat{f}(\omega) - \sum_{i < k} \hat{u}_i^{n+1}(\omega) - \sum_{i > k} \hat{u}_i^n(\omega) + \frac{\hat{\lambda}(\omega)}{2}}{1 + 2\alpha(\omega - \omega_k^n)^2}, \quad (5)$$

$$\omega_k^{n+1} = \frac{\int_0^\infty \omega |\hat{u}_k^{n+1}(\omega)|^2 d\omega}{\int_0^\infty |\hat{u}_k^{n+1}(\omega)|^2 d\omega}, \quad (6)$$

$$\hat{\lambda}^{n+1}(\omega) = \hat{\lambda}(\omega) + \tau \left[ \hat{f}(\omega) - \sum_k \hat{u}_i^{n+1}(\omega) \right]. \quad (7)$$

4) 重复步骤 3), 直到满足迭代停止条件  $\sum_k (\|u_k^{n+1} - u_k^n\|_2^2 / \|u_k^n\|_2^2) < \epsilon$ , 结束整个循环, 输出结果, 得到  $K$  个窄带 IMF 分量。

从 VMD 分解步骤可知, 在 VMD 算法中需要确定 4 个参数, 分别是分解个数  $K$ 、惩罚因子  $\alpha$ 、噪声容限  $\tau$  和容忍度收敛准则  $\epsilon$ 。与参数  $K$  和参数  $\alpha$  相比, 参数  $\tau$

和参数  $\epsilon$  对分解效果影响较小。当分解个数  $K$  较小时, 即为欠分解状态, VMD 算法将不能完全分解信号中的主频信号。当分解个数  $K$  较大时, 即为过分解状态, VMD 算法将错误地分解信号。只有选择合适的分解个数  $K$ , VMD 算法才能发挥最大优势。当惩罚因子  $\alpha$  过小时, VMD 算法也会出现欠分解状态, 当惩罚因子  $\alpha$  过大时, VMD 算法则会出现模态混叠现象。由于实际采集的数据复杂多样,  $K$  和  $\alpha$  这两个参数的组合通常会直接影响数据处理的结果。因此, 采用  $[K, \alpha]$  的参数组合进行全局优化。

### 3.2 包络熵

测量指标是 VMD 方法中的一个重要因素, 它直接决定了 VMD 分解结果的有效性。包络熵是分析机械振动的一类重要指标, 由于采集车产生的振动也属于机械振动中的一类, 所以选取包络熵作为测量指标。包络熵通常用来表示信号的稀疏特性。分解所得 IMF 分量的噪声越多, 稀疏性越弱, 包络熵值较大。如果 IMF 分量所蕴含信息越多, 噪声越少, 则稀疏性较强, 包络熵较小<sup>[23]</sup>。综上所述, 选取最小熵值作为哈里斯鹰优化算法的适应度函数。包络熵指标定义如下：

$$\begin{cases} E_p = -\sum_{j=1}^n P_j \lg P_j \\ P_j = a(j) / \sum_{j=1}^n a(j) \end{cases}, \quad (8)$$

式中:  $P_j$  是  $a(j)$  的归一化形式;  $a(j)$  是信号  $x(j)$  经过 Hilbert 解调后的包络信号;  $x(j)$  为零均值信号,  $j = 1, 2, \dots, n$ ,  $n$  为信号长度;  $E_p$  为信号的包络熵。归一化可以避免 IMF 的包络幅值的影响, 减少弱噪声的干扰。

### 3.3 哈里斯鹰优化算法

Heidari 等<sup>[20]</sup>于 2019 年提出的 HHO 算法是一种新的基于种群和自然启发的优化算法。HHO 算法模拟自然界哈里斯鹰的狩猎行为, 分为探索阶段和开发阶段。

在探索阶段中, 哈里斯鹰随机栖息在搜索空间的某一位置, 基于两种策略对猎物进行检测, 并决定是否狩猎。

$$\mathbf{X}(t+1) = \begin{cases} \mathbf{X}_{\text{rand}}(t) - r_1 |\mathbf{X}_{\text{rand}}(t) - 2r_2 \mathbf{X}(t)|, & q \geq 0.5 \\ \mathbf{X}_{\text{rabbit}}(t) - \mathbf{X}_m(t) - r_3 [\mathbf{B}_{\text{LB}} + r_4 (\mathbf{B}_{\text{UB}} - \mathbf{B}_{\text{LB}})], & q < 0.5 \end{cases} \quad (9)$$

$$\mathbf{X}_m = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \mathbf{X}_i(t), \quad (10)$$

式中:  $\mathbf{X}(t)$  为当前鹰的位置向量;  $\mathbf{X}(t+1)$  是下一次迭代的鹰的位置向量;  $\mathbf{X}_{\text{rabbit}}(t)$  猎物兔子的位置;  $r_1, r_2, r_3, r_4$  和  $q$  为  $(0, 1)$  中的随机数, 在每次迭代中更新;  $\mathbf{B}_{\text{UB}}$  和  $\mathbf{B}_{\text{LB}}$  分别表示搜索空间的上界和下界;  $\mathbf{X}_{\text{rand}}(t)$  为当前种群中随机选择的鹰;  $\mathbf{X}_m$  是当前种群的平均位置。此外, 还模拟猎物逃跑过程中体力的变化, 设计了逃逸能量  $E$  来进行探索到开发阶段的切换, 猎物逃逸能量的表达式为

$$E = 2E_0 \left(1 - \frac{t}{T}\right), \quad (11)$$

式中:  $E$  表示猎物的逃逸能量;  $T$  为最大迭代次数; 猎物能量的初始状态  $E_0 = 2r_1 - 1$ 。当  $|E| \geq 1$  时, 哈里斯鹰继续探索不同区域搜索猎物的位置, 继续执行算法的探索阶段; 当  $|E| < 1$ , 算法将执行局部搜索的开发阶段。

开发阶段由软围攻、硬围攻、渐进式快速俯冲软包围和渐进式快速俯冲硬包围组成。在软围攻中, 哈里斯鹰的行为模式如下:

$$\mathbf{X}(t+1) = \Delta \mathbf{X}(t) - E |J \mathbf{X}_{\text{rabbit}}(t) - \mathbf{X}(t)|, \quad (12)$$

$$\Delta \mathbf{X}(t) = \mathbf{X}_{\text{rabbit}}(t) - \mathbf{X}(t), \quad (13)$$

式中:  $\Delta \mathbf{X}(t)$  是猎物的位置向量和迭代  $t$  次的当前位置之差;  $r_5$  是  $(0, 1)$  内的随机数; 猎物在逃脱过程中的随机跳跃强度  $J = 2(1 - r_5)$ , 在每次迭代过程中随机变化, 以模拟猎物逃脱的过程。

在硬围攻中, 通过式 (14) 更新当前位置:

$$\mathbf{X}(t+1) = \mathbf{X}_{\text{rabbit}}(t) - E |\Delta \mathbf{X}(t)|. \quad (14)$$

在渐进式快速俯冲软包围中, 当  $r < 0.5$  且  $|E| \geq 0.5$  时, 猎物仍有能量进行逃脱, 所以哈里斯鹰在进行最后突袭时先构成一张软包围圈, 这种策略比之前的策略更加智能。若狩猎失败, 则执行随机游走策略。

$$\mathbf{X}(t+1) =$$

$$\begin{cases} \mathbf{Y}: \mathbf{X}_{\text{rabbit}}(t) - E |J \mathbf{X}_{\text{rabbit}}(t) - \mathbf{X}(t)|, & (Y) < F[\mathbf{X}(t)] \\ \mathbf{Z}: \mathbf{Y} + \mathbf{S} \times \text{LF}(D), & F(\mathbf{Z}) < F[\mathbf{X}(t)] \end{cases}, \quad (15)$$

$$\begin{cases} \text{LF}(x) = 0.01 \times \frac{\mu \times \sigma}{|\nu|^{\frac{1}{\beta}}} \\ \sigma = \left[ \frac{\Gamma(1+\beta) \times \sin\left(\frac{\pi\beta}{2}\right)}{\Gamma\left(\frac{1+\beta}{2}\right) \times \beta \times 2^{\left(\frac{\beta-1}{2}\right)}} \right]^{\frac{1}{\beta}}, \end{cases} \quad (16)$$

式中:  $D$  是问题的维数;  $\mathbf{S}$  是大小为  $1 \times D$  维的随机向量;  $\text{LF}(x)$  为 Levy 飞行函数;  $(\mu, \nu)$  为  $(0, 1)$  内的随机值;  $\beta$  是值为 1.5 的常量。

在渐进式快速俯冲硬包围中, 当  $r < 0.5$  且  $|E| < 0.5$ , 猎物没有足够的能量逃脱, 鹰试图缩短与猎物的平均位置距离, 在突袭之前构成一张硬包围圈, 并成功狩猎。

$$\mathbf{X}(t+1) = \begin{cases} \mathbf{Y}, & F(\mathbf{Y}) < F[\mathbf{X}(t)] \\ \mathbf{Z}, & F(\mathbf{Z}) < F[\mathbf{X}(t)] \end{cases}, \quad (17)$$

$$\mathbf{Y} = \mathbf{X}_{\text{rabbit}}(t) - E |J \mathbf{X}_{\text{rabbit}}(t) - \mathbf{X}_m(t)|, \quad (18)$$

$$\mathbf{Z} = \mathbf{Y} + \mathbf{S} \times \text{LF}(D). \quad (19)$$

## 4 基于 AMHHO 优化的 VMD 算法

尽管, HHO 相较于传统的优化算法, 有机制简单、参数少、寻优能力强等优点, 但是仍有早熟收敛和易陷入局部最优等问题, 采用以下 3 种策略对哈里斯鹰优化算法进行改进, 以提高全局优化性能<sup>[24]</sup>。

### 4.1 Tent 混沌映射

对于元启发优化算法而言, 初始种群质量直接影响算法的求解精度和收敛速度, 多样性丰富的种群对于提升搜索范围很有帮助。由于原始哈里斯鹰算法并没有先验种群做引导, 故采用随机方法生成初始种群, 这种方式生成的种群分布不均匀, 导致种群多样性减少, 种群质量低, 影响算法收敛速度和搜索空间。而混沌映射具有非重复性、随机性和混沌遍历等特点, 它能够生成比随机生成更均匀的种群。常用的混沌映射有 Tent 映射、Logistic 映射、Sine 映射、Gauss/mouse 映射和 Iterative 映射等。Kaur 等<sup>[25]</sup>在研究混沌映射对于提升鲸鱼优化算法性能时发现 Tent 混沌映射在所有测

试函数上都能产生最佳结果。这意味着 Tent 混沌映射能够在种群初始化方面产生更加优秀的种群。因此采用 Tent 混沌映射优化 HHO 算法,其表达式为

$$X_{n+1} = \begin{cases} 2X_n, & 0 \leq X_n < 0.5 \\ 2(1 - X_n), & 0.5 \leq X_n \leq 1 \end{cases} \quad (20)$$

因为哈里斯鹰优化算法模型简单、所需参数少,而 Tent 映射遍历性和随机性的特点使种群能更均匀地分布在搜索空间中,避免了算法在同一局部空间中过度搜索的情况。

#### 4.2 非线性逃逸能量

在原始哈里斯鹰算法中主要依赖猎物的逃逸能量  $E$  来使全局搜索过渡到局部搜索阶段。由于猎物的逃逸能量的变化是线性的,即在迭代过程的后半段只进行局部搜索,算法存在早熟收敛、寻优精度低等缺点。为使算法在后期仍具有搜索能力,根据文献[26]中的数学模型得出的结论——带有随机性的指数函数更能表现出猎物在逃逸过程中的体能变化,提出一种新的能量因子更新方式  $E_1$ ,具体更新公式如下。

$$E_1 = r_{\text{rand}} \cdot \exp(t/T) \quad (21)$$

$$E = E_0 \cdot E_1 \quad (22)$$

#### 4.3 融合柯西变异与高斯差分变异扰动

在位置更新阶段,采用融合柯西变异和高斯差分变异策略使算法在后期仍具有较强的生成新个体的能力。柯西变异由式(23)、(24)构成,高斯差分变异如式(25)所示。

$$r_{\text{Cauchy}} = \tan(r_{\text{rand}} - 0.5) \cdot \pi, \quad (23)$$

$$\mathbf{X}(t+1) = \mathbf{X}^* + \mathbf{X}^* \cdot r_{\text{Cauchy}}, \quad (24)$$

$$\mathbf{X}(t+1) = k_1 \cdot f_1 \cdot [\mathbf{X}^* - \mathbf{X}(t)] + k_2 \cdot f_2 \cdot [\mathbf{X}_{\text{rand}} - \mathbf{X}(t)], \quad (25)$$

式中: $r_{\text{Cauchy}}$ 是柯西变异算子; $r_{\text{rand}}$ 为(0,1)之间的随机数; $k_1, k_2$ 为权重系数; $f_1, f_2$ 为是以产生均值为0、方差为1的高斯分布随机函数作为高斯分布函数的系数; $\mathbf{X}^*$ 为当前最优个体位置; $\mathbf{X}(t)$ 为当前个体位置; $\mathbf{X}_{\text{rand}}$ 为随机选择的个体的位置向量。设置一个在(0,1)中的随机数  $r_{\text{key}}$ ,当  $r_{\text{key}} < 0.5$  时,采用柯西变异对种群进行扰动,使用式(24)更新位置;当  $r_{\text{key}} \geq 0.5$  时,采用高斯差分变异对种群进行扰动,使用式(25)更新位置;同时使用两种变异策略使算法在迭代后期仍能具有较强的搜索能力,从而使算法减少陷入局部最优的可能性,避免早熟的发生。

## 5 实验和结果

### 5.1 基准函数测试

本小节通过 23 个基准函数,使用 Intel i5-10300H、16 GB 内存的笔记本电脑在 Matlab R2021 中对 AMHHO 算法的寻优性能进行测试。所有算法种群初始数量设置为 100,最大迭代数为 500,对每个测试函数均独立运行 30 次。基准函数分为 3 类:F1~F4 为

单峰函数,用于评估元启发式算法的开发能力;F5~F14 为多峰函数,用来测试算法的全局寻优能力;F15~F23 为固定维度函数,更偏向于测试算法能否平衡全局搜索和局部搜索。

粒子群算法(PSO)、鲸鱼优化算法(WOA)和原始哈里斯鹰优化算法(HHO)在 23 组基准测试函数中的收敛曲线如图 4 所示。可以看出,所提 AMHHO 算法在 23 组基准测试函数中求解精度和收敛速度都高于其他算法,进一步说明了 AMHHO 算法的有效性。从第 51 代可以明显看出,融合柯西变异和高斯差分变异策略使哈里斯鹰跳出原始 HHO 的局部最优,避免了早熟的发生,即使在搜索后期仍具有较强的搜索能力。

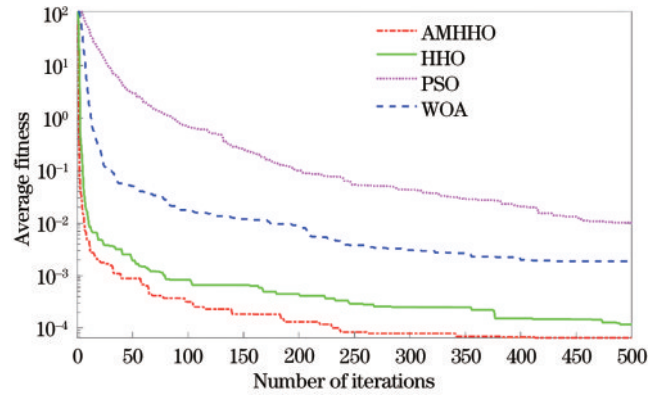


图 4 不同算法在 23 组基准测试函数中的收敛速度和求解精度图

Fig. 4 The convergence speed and solution accuracy diagrams of different algorithms in 23 sets of benchmark test functions

### 5.2 仿真信号分析

为了验证所提算法的有效性,采用 AMHHO-VMD 算法对生成的仿真信号进行分解。生成的仿真信号如式(26)所示:

$$\begin{cases} x_1(t) = \sin(2\pi\omega_1 t) \\ x_2(t) = 0.9 \cos(2\pi\omega_2 t) \\ x_3(t) = 0.7 \sin(2\pi\omega_3 t) \\ x_4(t) = 0.5 \cos(2\pi\omega_4 t) \end{cases}, \quad (26)$$

$$x(t) = x_1(t) + x_2(t) + x_3(t) + x_4(t) + n(t)$$

式中: $\omega_1, \omega_2, \omega_3, \omega_4$ 是每个分量信号的频率, $\omega_1 = 5 \text{ Hz}$ 、 $\omega_2 = 98 \text{ Hz}$ 、 $\omega_3 = 200 \text{ Hz}$ 、 $\omega_4 = 289 \text{ Hz}$ ; $x_1(t), x_2(t), x_3(t), x_4(t)$ 是仿真信号; $n(t)$ 是高斯白噪声。图 5 和图 6 为构造的仿真信号的时域图和频域图。

首先,使用包络熵最小值作为 AMHHO 的适应度函数。图 7 为仿真信号最小包络熵值的变化曲线。可以看出,随着 AMHHO 算法迭代的进行,最小包络熵值逐渐趋于稳定。在经过 AMHHO 优化后,最佳参数组合为 [5, 989.8356]。在得到最佳参数组合后,将最佳参数组合输入 VMD 算法中。其次利用提出的

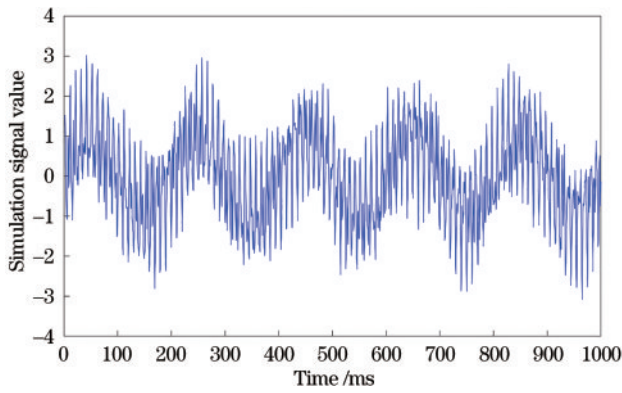


图 5 仿真信号的时域图

Fig. 5 Time domain diagram of the simulated signal

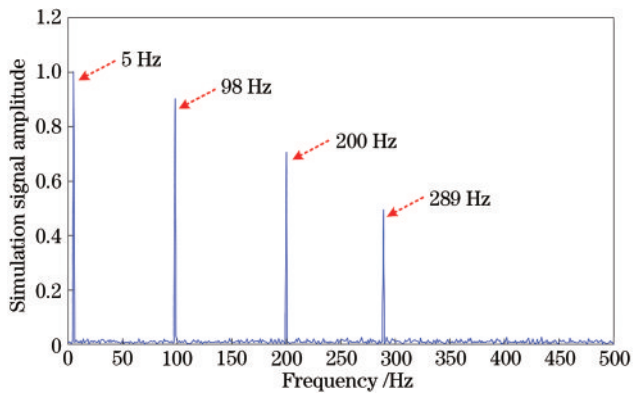


图 6 仿真信号的频域图

Fig. 6 Frequency domain diagram of the simulated signal

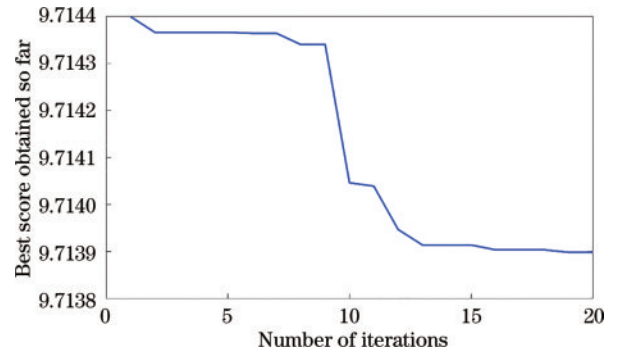
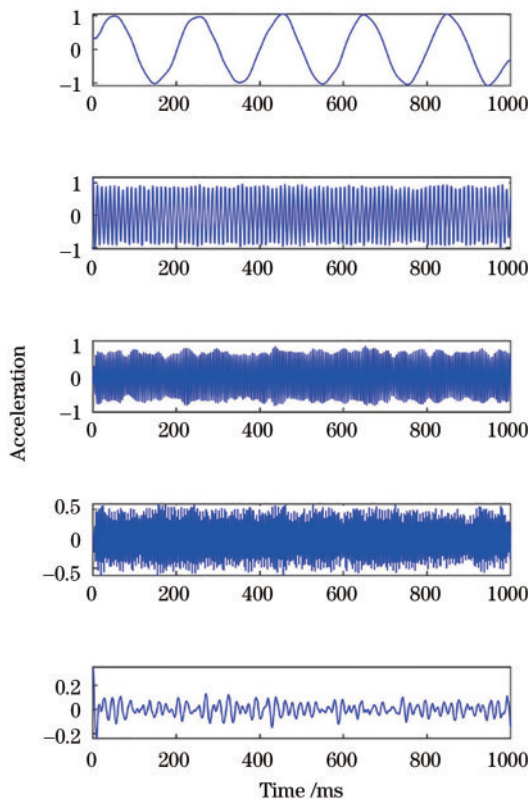


图 7 仿真信号最小包络熵值的变化曲线

Fig. 7 The variation curve of the minimum envelope entropy value of the simulated signal

AMHHO-VMD 算法分解仿真信号, 分解结果如图 8 所示。然后使用 EMD 算法、小波包分解算法分别对仿真信号进行分解对比, 以展示 AMHHO-VMD 算法的优越性。EMD 算法分解效果如图 9 所示。小波包分解算法分解效果如图 10 所示。

从图 8 可以看出, 仿真信号通过 AMHHO-VMD 算法分解时, 主频分量  $\omega_1$ 、 $\omega_2$ 、 $\omega_3$ 、 $\omega_4$  均被精确分解。从图 9 可以看出, 通过 EMD 算法分解时, IMF1 中出现模态混叠现象, IMF3 中出现了无关分量, IMF5 和 IMF6 出现了过分解的情况。通过小波包分解仿真信号时, 在大量的实验后选择了 demy 小波基函数, 分解 3 层虽成功将仿真信号分解, 但是仍存在一些无关分量。且分解结果十分依赖小波基函数的选择, 算法的

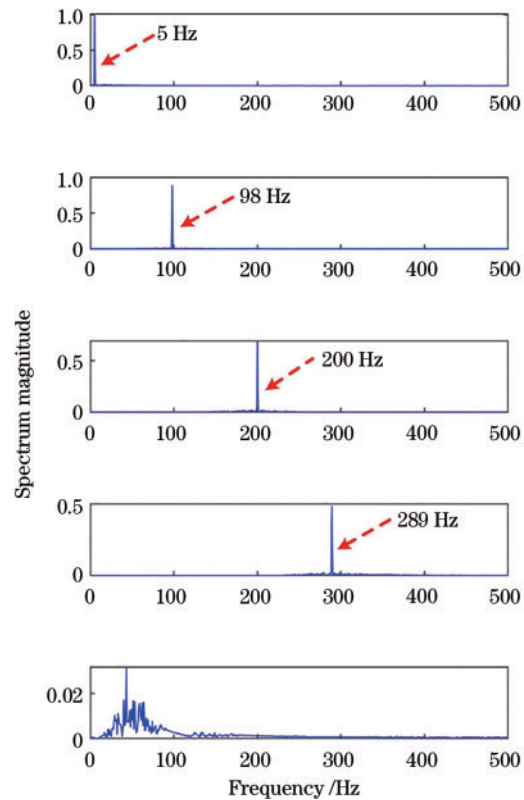


图 8 AMHHO-VMD 分解仿真信号

Fig. 8 AMHHO-VMD decomposition simulation signal

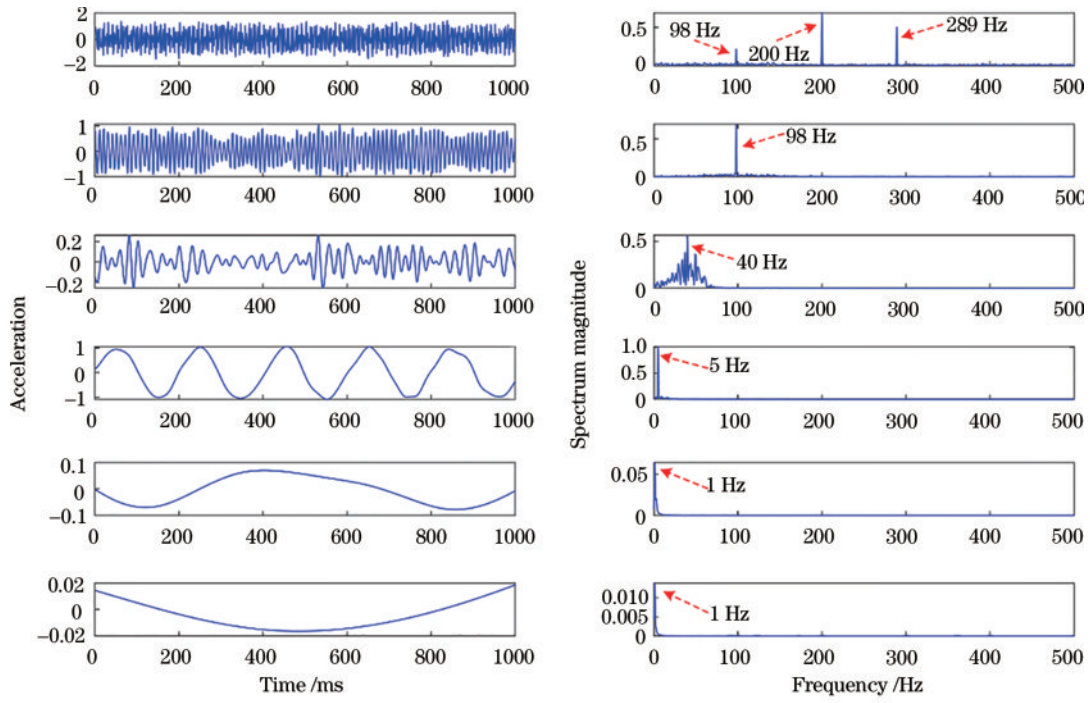


图 9 EMD 算法分解仿真信号  
Fig. 9 EMD algorithm decomposition simulation signal

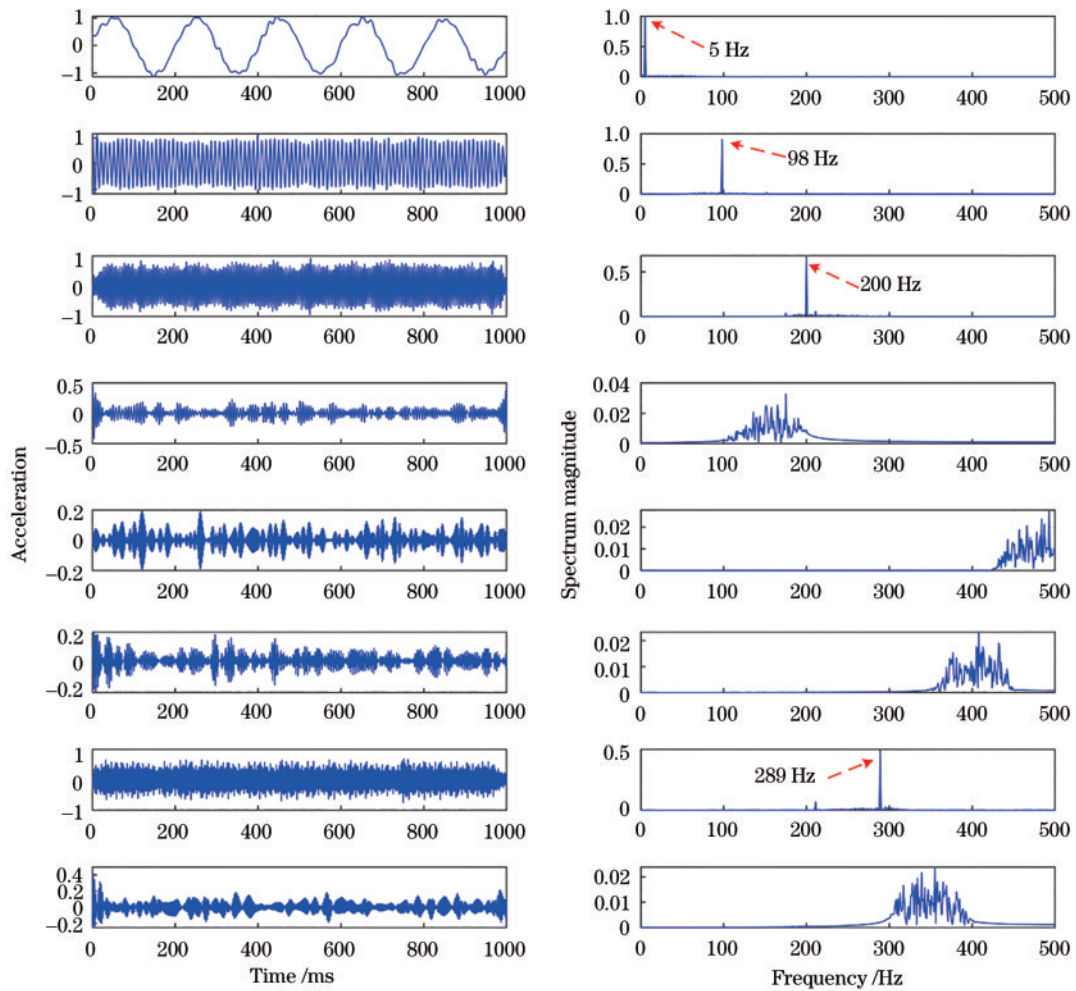


图 10 小波包分解仿真信号  
Fig. 10 Wavelet packet decomposition simulation signal



复杂性大大提高。综上所述,所提 AMHHO-VMD 算法可以精确克服 EMD 算法中存在的模态混叠、分解错误和过度分解的现象并避免小波包分解中小波基函数的选择。

### 5.3 采集单元振动情况

随着现代智能手机传感器分辨率的提高,内置的加速度计能检测到 Z 轴加速度的微小变化。这为获取检测单元的振动信息提供了极大的帮助。据调查,智能手机的加速度计的采样频率大都在 80~120 Hz 之

间,当采样频率小于 80 Hz 时,车辆行驶就十分缓慢,大大影响检测效率。最终将手机内的加速度计设置为 100 Hz。在车速趋于稳定时开始进行路面检测并获得 Z 轴加速度数据。为了获取检测单元的真实加速度,必须去除重力加速度的影响。对采集的加速度信号进行频谱分析,获得来自采集车多频率振动信息所处的频域范围,如图 11 所示。由于来自采集车辆的多频率振动<sup>[27]</sup>,实际获得的数据不可避免地包含横坡数据<sup>[28]</sup>。

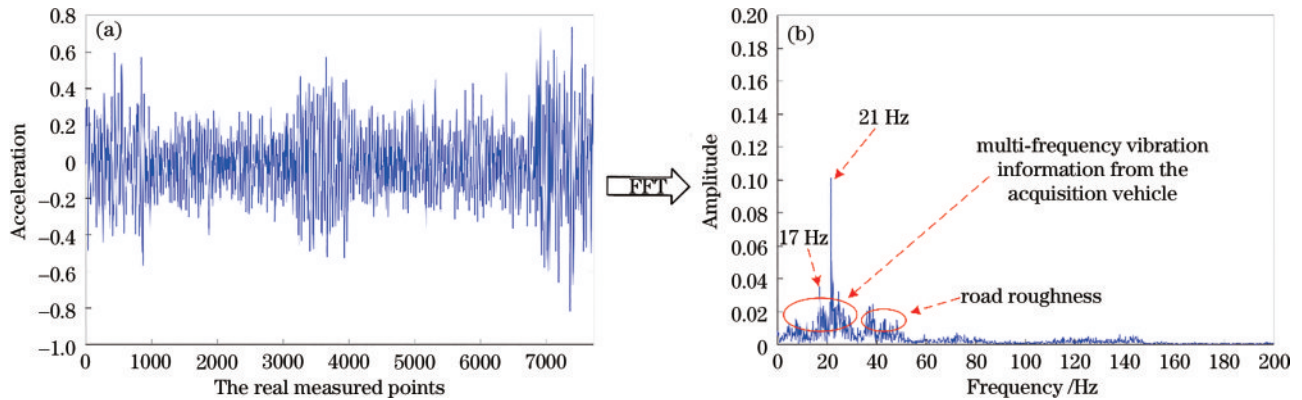


图 11 加速度信号由时域到频域的转换。(a)时域;(b)频域

Fig. 11 Conversion of acceleration signals from time domain to frequency domain. (a) Time domain; (b) frequency domain

### 5.4 路面纵剖面信号分解

三维激光扫描数据是反映车辆行进方向的路面相对高程信息。从图 12(a)、(b)的一些路面纵剖面数据中可以看出,来自车辆的多频率振动、路面主轮廓信号和路面纹理信号混叠在一起。采用所提 AMHHO-VMD 算法对路面纵剖面信号进行分解,路面纵剖面信号的最佳参数为 [8, 1135.74],如图 13 所示。然后对得到的 8 个 IMF 进行 FFT 变换,得到每个 IMF 的频域信息。在 IMF7 中发现与加速度信号相同的频率信息,即认为 IMF7 就是来自车辆的多频率振动噪声,也同时说明了所提 AMHHO-VMD 算法的准确性。在重构信号过程中对 IMF7 进行去除,即可得到剥离车

辆多频率振动噪声的路面纵剖面信号。最后,再对处理后的路面纵剖面信号进行升维即可获得精确的路面三维形貌。

图 14 显示了 3 组路面的三维形貌数据及分离出的多频率振动信息。此处实验数据来自水泥预制板路面的 a、b、c 路段。从分解效果来看,经过所提 AMHHO-VMD-denoise 模型处理后,水泥预制板路面上的伸缩缝清晰可见。在多频率振动信息中的局部放大图中也能看出来来自采集车的振动干扰。即所提方法在实际路面处理过程中切实有效,也能大大改善处理点云数据时数据量庞大的缺点,为路面养护及路面病害定位与检测提供高精度的数据支撑。

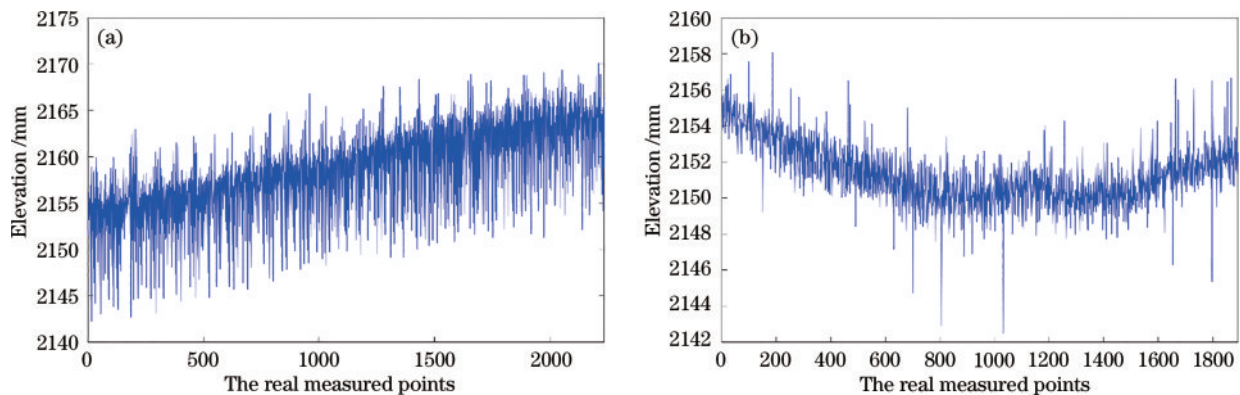


图 12 真实采集的路面纵剖面数据。(a)斜坡路面;(b)凹凸路面

Fig. 12 Real collected pavement longitudinal profile data. (a) Slope pavement; (b) uneven pavement

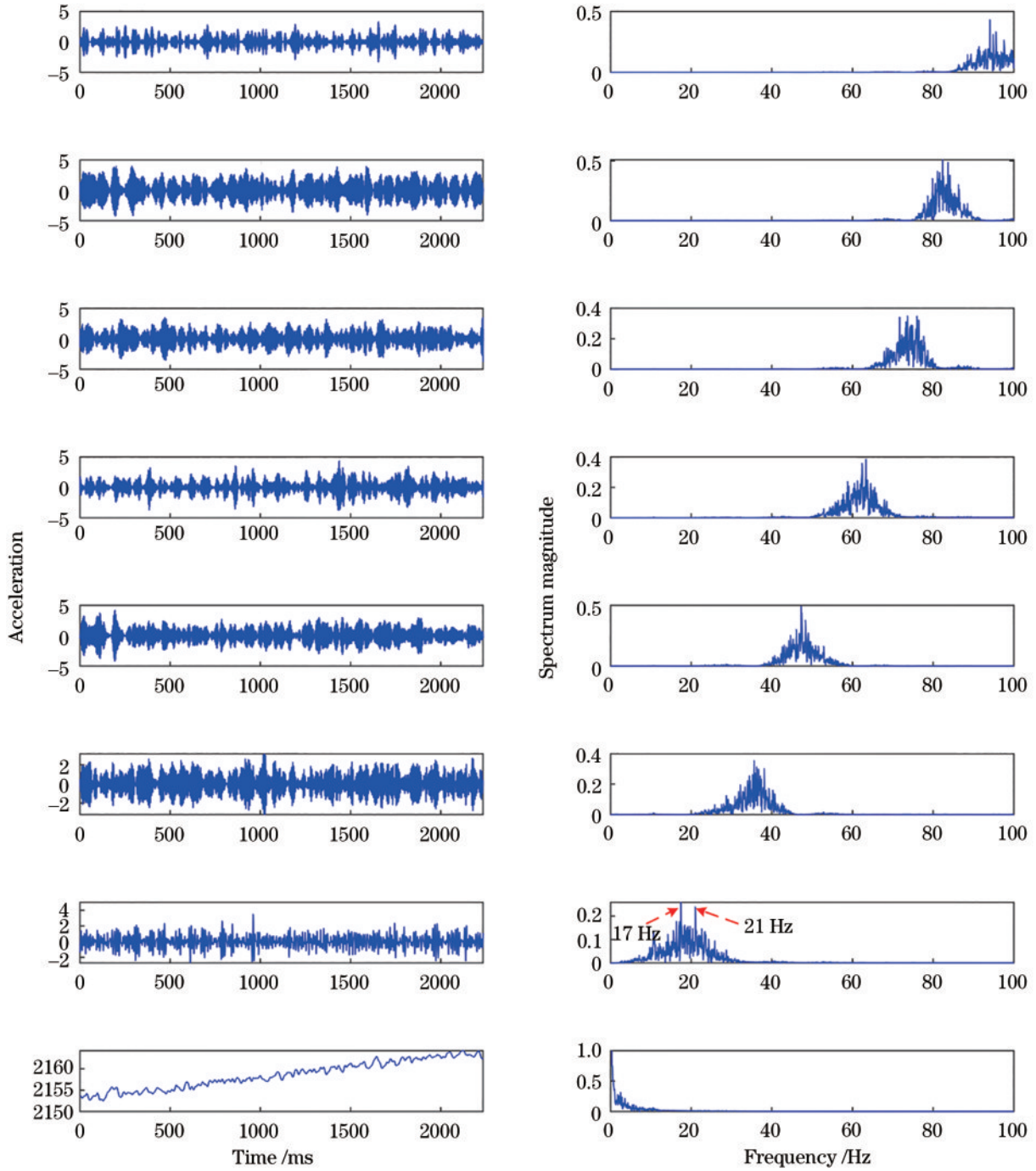


图 13 AMHHO-VMD分解真实采集的路面纵剖面信号

Fig. 13 AMHHO-VMD decomposition the real collected pavement longitudinal profile signal

## 6 结 论

大范围获取路面三维形貌在国内外都处于初步研究状态,传统基于二维图像的路面检测方法存在效率低下、无法对路面病害的深度进行测量等缺陷。因此,开发了用于获取路面三维形貌的检测车,在交通安全与道路养护方面具有实际的应用价值。通过对原始路面蕴含的分量进行一系列的研究,提出基于AMHHO-VMD算法剥离来自车辆多频率振动信息以获取精确的路面三维形貌的方法,从而有效避免EMD算法和

小波包分解中模态混叠的不利影响,克服VMD算法中参数选择的困难。此外,AMHHO-VMD算法不仅能精确剥离来自采集车的多频率振动,还能精确保留路面点云中蕴含的原始信息。虽然,VMD算法已成熟地运用在非线性和非平稳信号上,但是本研究将VMD算法成功扩展至三维路面成分分量分析和处理上,不仅可以单独分析不同分量,还大大改善了点云处理中数据量庞大的缺点。在后续的研究中将对道路病害进行三维检测,为道路健康等级和路面养护提供数据支撑。

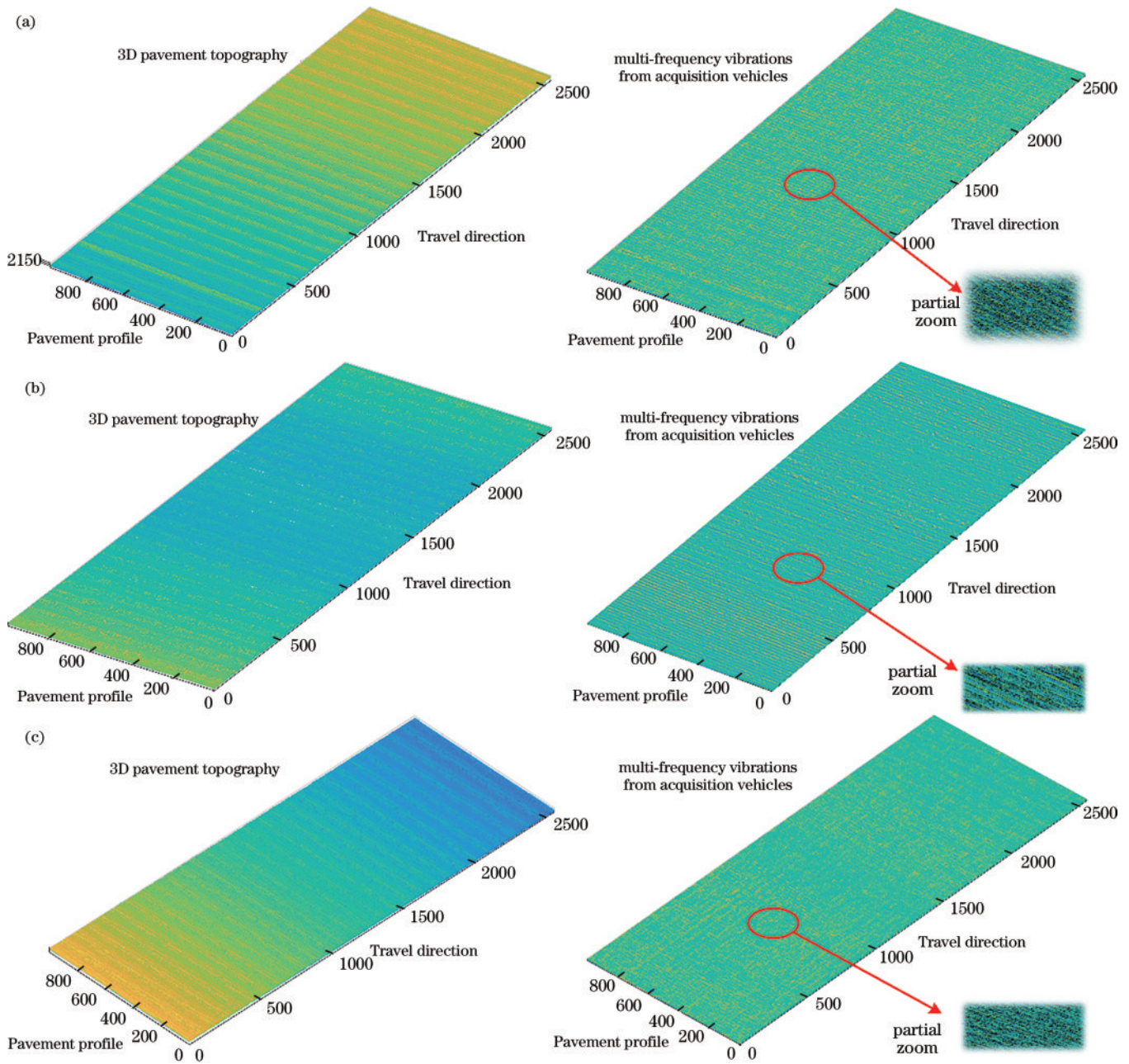


图 14 三维路面形貌与来自采集车多频率振动分量效果图。(a)测试道路 a 段；(b)测试道路 b 段；(c)测试道路 c 段

Fig. 14 Three-dimensional pavement morphology and the effect of multi-frequency vibration components from the collection vehicle.

(a) Test road section a; (b) test road section b; (c) test road section c

参 考 文 献

[1] Llopis-Castelló D, García-Segura T, Montalbán-Domingo L, et al. The influence of pavement structure, traffic, and weather on urban flexible pavement deterioration[J]. Sustainability, 2020, 12(22): 9717.

[2] Cui H, Li J, Hu Q W, et al. Real-time inspection system for ballast railway fasteners based on point cloud deep learning[J]. IEEE Access, 2019, 8: 61604-61614.

[3] Ravi R, Habib A, Bullock D. Pothole mapping and patching quantity estimates using LiDAR-based mobile mapping systems[J]. Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board, 2020,

2674(9): 124-134.

[4] Yu X, Lai S S, Liu Y K, et al. The generic nonlinear error compensation algorithm for phase measuring profilometry[J]. Chinese Optics Letters, 2021, 19(10): 101201.

[5] Hao X L, Sun Z Y, Pei L, et al. A denoising method for pavement 3d data was based on breakpoint interpolation and reference plane filtering[J]. Multimedia Tools and Applications, 2021, 80(14): 20803-20819.

[6] 孙朝云, 郝雪丽, 李伟, 等. 路面三维数据去噪算法[J]. 长安大学学报(自然科学版), 2015, 35(1): 20-25.

Sun Z Y, Hao X L, Li W, et al. Research of the pavement 3D data denoising algorithm[J]. Journal of Chang'an University (Natural Science Edition), 2015, 35

- (1): 20-25.
- [7] Li B X, Wang K C P, Zhang A, et al. Automatic segmentation and enhancement of pavement cracks based on 3D pavement images[J]. *Journal of Advanced Transportation*, 2019, 2019: 1-9.
- [8] 刘贵喜, 杨万海. 基于小波分解的图像融合方法及性能评价[J]. *自动化学报*, 2002, 28(6): 927-934.  
Liu G X, Yang W H. A wavelet-decomposition-based image fusion scheme and its performance evaluation[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2002, 28(6): 927-934.
- [9] 唐贵基, 邓飞跃. 基于改进谐波小波包分解的滚动轴承复合故障特征分离方法[J]. *仪器仪表学报*, 2015, 36(1): 143-151.  
Tang G J, Deng F Y. Compound fault feature separation method of rolling element bearing based on improved harmonic wavelet packet decomposition[J]. *Chinese Journal of Scientific Instruments*, 2015, 36(1): 143-151.
- [10] Smith J S. The local mean decomposition and its application to EEG perception data[J]. *Journal of the Royal Society, Interface*, 2005, 2(5): 443-454.
- [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 of London Series A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences*, 1998, 454(1971): 903-995.
- [12] 曹莹, 段玉波, 刘继承. Hilbert-Huang 变换中的模态混叠问题[J]. *振动·测试与诊断*, 2016, 36(3): 518-523, 605.  
Cao Y, Duan Y B, Liu J C. Research and application of mode-mixing in Hilbert-Huang transform[J]. *Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis*, 2016, 36(3): 518-523, 605.
- [13] Dragomiretskiy K, Zosso D. Variational mode decomposition[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2014, 62(3): 531-544.
- [14] Wang Y X, Markert R, Xiang J W, et al. Research on variational mode decomposition and its application in detecting rub-impact faults of the rotor system[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2015, 60/61: 243-251.
- [15] Mirjalili S, Mirjalili S M, Lewis A. Grey wolf optimizer [J]. *Advances in Engineering Software*, 2014, 69: 46-61.
- [16] Mirjalili S, Lewis A. The whale optimization algorithm [J]. *Advances in Engineering Software*, 2016, 95: 51-67.
- [17] Kirkpatrick S, Gelatt C D, Jr, Vecchi M P. Optimization by simulated annealing[J]. *Science*, 1983, 220(4598): 671-680.
- [18] Dorigo M, Birattari M, Stutzle T. Ant colony optimization [J]. *IEEE Computational Intelligence Magazine*, 2006, 1(4): 28-39.
- [19] Holland J H. Genetic algorithms[J]. *Scientific American*, 1992, 267(1): 66-72.
- [20] Heidari A A, Mirjalili S, Faris H, et al. Harris Hawks optimization: algorithm and applications[J]. *Future Generation Computer Systems*, 2019, 97: 849-872.
- [21] Fang W, Yang K, Li H Y. Propagation-based incremental triangulation for multiple views 3D reconstruction[J]. *Chinese Optics Letters*, 2021, 19(2): 021101.
- [22] Feng Z P, Liang M, Zhang Y, et al. Fault diagnosis for wind turbine planetary gearboxes via demodulation analysis based on ensemble empirical mode decomposition and energy separation[J]. *Renewable Energy*, 2012, 47: 112-126.
- [23] 唐贵基, 王晓龙. 参数优化变分模态分解方法在滚动轴承早期故障诊断中的应用[J]. *西安交通大学学报*, 2015, 49(5): 73-81.  
Tang G J, Wang X L. Parameter optimized the variational mode decomposition method with application to incipient fault diagnosis of rolling bearing[J]. *Journal of Xi'an Jiaotong University*, 2015, 49(5): 73-81.
- [24] Ding J K, Xiao D M, Li X J. Gear fault diagnosis based on genetic mutation particle swarm optimization VMD and a probabilistic neural network algorithm[J]. *IEEE Access*, 2020, 8: 18456-18474.
- [25] Kaur G, Arora S. Chaotic whale optimization algorithm [J]. *Journal of Computational Design and Engineering*, 2018, 5(3): 275-284.
- [26] Moustafa M, Mohd M H, Ismail A I, et al. Dynamical analysis of a fractional-order Rosenzweig - MacArthur model incorporating a prey refuge[J]. *Chaos, Solitons & Fractals*, 2018, 109: 1-13.
- [27] Jiang C L, Tsai Y J. Enhanced crack segmentation algorithm using 3D pavement data[J]. *Journal of Computing in Civil Engineering*, 2016, 30(3): 04015050.
- [28] Ouyang W, Xu B. Pavement cracking measurements using 3D laser-scan images[J]. *Measurement Science and Technology*, 2013, 24(10): 105204.