

DOI:10.11918/j.issn.0367-6234.201801150

基于 EEMD-SVD-PE 的轨道波磨趋势项提取

陈亮,刘宏立,郑倩,马子骥,李艳福

(湖南大学电气与信息工程学院,长沙 410082)

摘要: 钢轨波磨检测是保障行车安全的重要手段,针对复杂钢轨线路波磨数据中的轨道起伏趋势提取问题,提出了一种基于排列组合熵(Permutation Entropy, PE)选取低复杂度奇异值分量重构趋势的 EEMD-SVD 信号去趋方法.相比已有的经验模式分解去趋算法,该方法考虑到原始 IMF 可能存在的信号成分混杂问题(如含有白噪声与信号的低频成分),首次提出通过奇异值分解来精确提取隐藏在多维 IMF 矩阵中的趋势项成分作为奇异值分量.由于协方差矩阵构建的奇异值分量排列时只考虑了能量的分布而未考虑趋势项信号低复杂度、高幅的特点,使用排列组合熵来选出符合趋势项特征的奇异值分量,最后对满足要求的奇异值分量进行重建得到最终的趋势项.为验证本文方法的有效性,分别进行了数字仿真和实际钢轨波磨数据去趋实验.数字仿真实验结果表明该方法整体去趋性能优于低通滤波法、与 EMD 结合的线性规划法和小波分解法,尤其在多信噪比的仿真实验中,当信噪比较低时,提趋准确率最大提高约 30%.同时,实际钢轨波磨数据去趋实验说明本文方法能够适用于钢轨波磨检测.

关键词: 聚合经验模态分解;奇异值分解;排列组合熵;信号去趋

中图分类号: TN911.4 **文献标志码:** A **文章编号:** 0367-6234(2019)05-0171-07

An EEMD-SVD-PE approach to extract the trend of track irregularity

CHEN Liang, LIU Hongli, ZHENG Qian, MA Ziji, LI Yanfu

(College of Electrical and Information Engineering, Hunan University, Changsha 410082, China)

Abstract: Rail corrugation detection is an important method to ensure traffic safety. In order to solve the problem of the extraction of the trend of track irregularity in complex rail lines, a novel de-trending method named EEMD-SVD is proposed, which uses permutation entropy (PE) to select relevant singular-value components to reconstruct the trend. Compared with the existing methods based on EMD, this method considers the problem of mixed signal components in the original IMFs, and initially proposes the use of SVD to extract the trend accurately hidden in multi-dimensional IMF matrix. Since the singular-value components are arranged in the order of energy reduction without considering low-complexity and high-energy of signal, the proposed method modifies the EEMD-SVD, uses PE to select relevant low-complexity singular-value components, and finally reconstructs the trend with the relevant singular-value components selected above. Numerical simulation and track irregularity data test were carried out to evaluate the performance of the method. The numerical simulation experimental results showed that the proposed method outperformed the low-pass filter algorithm, the linear programming de-trending algorithm combined with EMD, and the WD de-noising algorithm. In particular, in the simulation of multiple signal-noise ratio, the improvement accuracy was about 30% when the signal-noise ratio was low. The track irregularity data test proved that the method is effective for de-trending the trend of track irregularity.

Keywords: ensemble empirical mode decomposition; singular value decomposition; permutation entropy; signal de-trending

钢轨纵向波磨是指钢轨投入使用后,轨顶面出现的沿纵向分布的周期性类似波浪形状的不平顺现

象,是轨道损伤的一种主要形式^[1].如图 1 所示,当车辆行驶至路基不匀的轨道或上下坡时,置于车体底部的激光位移传感器由于车体刚性不能实时跟踪轨道起伏的变化,导致测量的短周期波磨数据中含有轨道起伏引起的长周期趋势项,从而影响波磨测量的精度.因此,提取和消除信号中存在的趋势项在钢轨波磨检测领域扮演着一个重要的角色^[2].

趋势项通常被认为是包含信号全局改变信息的加性平滑成分^[3],是信号的“骨架”,和信号中其他

收稿日期:2017-01-26

基金项目:中央国有资本经营预算项目;中央高校基本科研项目(1053214004);国家自然科学基金资助项目(61771191);湖南省科技计划重点项目(2015JC3053);湖南省自然科学基金项目(2017JJ2052);长沙市科技计划项目(KQ1801194)

作者简介:陈亮(1994—),男,硕士研究生;
刘宏立(1963—),男,教授,博士生导师

通信作者:刘宏立, hongliu@hnu.edu.cn

成分相比具有典型的低复杂度、高幅特点. 传统的趋势项去除方法普遍采用最小二乘原理, 只能处理平稳且数据量小的信号, 且需预先假定信号中趋势项的类型^[4]. 而实际采集到的趋势项数据多为非平稳的随机信号, 采用这种方法得到的结果是不准确的.

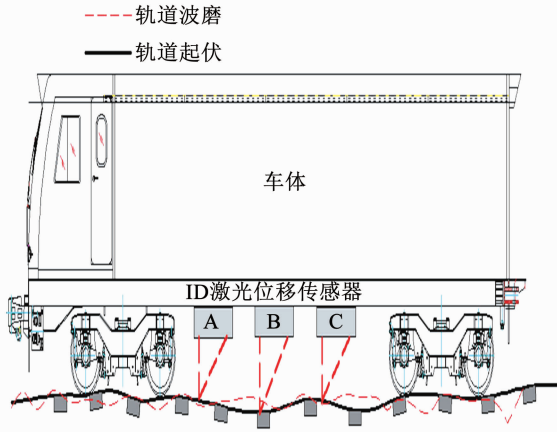


图 1 轨道起伏引起的趋势项

Fig. 1 Cause of the trend of track irregularity

聚合经验模态分解 (EEMD, ensemble empirical mode decomposition) 以其自适应的多尺度分解特性^[5-6], 特别适合分析非线性、非平稳信号, 目前已有的 EEMD/EMD 去趋算法主要从低频本征模式函数 (IMF, Intrinsic Mode Function) 分量中选取连续或间断的几个组合重构作为信号的趋势, 如通过线性规划来选取相应 IMF 的 EMD-SBP^[7]; 通过分析相邻 IMF 边际谱的相关性找到信号与趋势项的分界点, 然后选取后几个连续 IMF 进行组合的 EMD-HHT 等^[8]. 这些方法都为 EMD 去趋提供了很好的思路, 取得了较好的去趋效果. 但忽视了一些潜在的问题: 低频 IMF 分量中除了占据较大比例能量的趋势项成分外, 还可能含有白噪声与信号的低频成分. 这三种成分混合在一起, 并没有完全隔离开来, 因此直接选取低频 IMF 分量组合趋势是不精确的.

针对上述问题, 本文提出一种 EEMD-SVD-PE 的 IMF 分量重构方法, 其中, 奇异值分解是一种信号的特征提取的技术^[9]. 将 IMF 分量组成多维特征矩阵投影到奇异值分解 (SVD, Singular Value Decomposition) 得到的能量特征向量矩阵空间重构出新的奇异值分量, 此时奇异值分量按照能量高低进行分布, 同时引入的排列组合熵算法是一种衡量一维序列复杂度的平均熵参数^[10], 能够有效的提取出复杂度低的奇异值分量即钢轨波磨趋势项. 它解决了传统 EMD 直接以低频 IMF 分量组合趋势时存在的信号混杂问题, 有效提升了去趋效果.

1 基于 PE 选取低复杂度奇异值分量重构趋势的 EEMD-SVD 信号去趋方法

由于钢轨波磨信息中的趋势项具有典型的低复杂度、高幅的特点, 表明在提取钢轨波磨趋势项时应提取能量高且复杂度低的分解信号, 本文提出的基于 PE 选取低复杂度奇异值分量重构趋势的 EEMD-SVD 信号去趋方法, 详细步骤如下:

1.1 高斯平滑滤波与 EEMD 分解

对长度为 M 的一维含噪时间序列 $s(t)$, 首先对其进行高斯平滑, 滤除部分随机脉冲噪声对后续分解的影响, 得到平滑后的序列 $\tilde{s}(t)$, 然后对其进行噪声辅助分析的 EEMD 分解^[11-12], 其分解过程如下:

- 1) 在目标数据中加入白噪声序列;
- 2) 将加入白噪声的序列分解为 IMF;
- 3) 每次加入不同的白噪声序列, 反复重复步骤 1)、步骤 2) N 次;
- 4) 把分解得到的各个 IMF 对应求平均作为最终的结果.

得到 $\tilde{s}(t) = \sum_{i=1}^N c_i(t) + r(t)$. 若将余项 $r(t)$ 也作为 IMF 分量, 则 $\tilde{s}(t) = \sum_{i=1}^{N+1} c_i(t)$.

1.2 SVD 构建奇异值分量

c_1 位于 IMF 最高频段, 所占据的频带宽度最宽, 拥有的噪声能量最多, 所以将其舍去, 其余 N 个长度为 M 的 IMF 分量组成一个多维特征信号矩阵 $\mathbf{X}_{M \times N} = (c_2^T, c_3^T, \dots, c_{N+1}^T)$. 将信号矩阵去均值

$$\bar{\mathbf{X}}_{M \times N} = (\bar{\mathbf{x}}_1, \bar{\mathbf{x}}_2, \dots, \bar{\mathbf{x}}_N) = (\mathbf{x}_1 - E(\mathbf{x}_1), \mathbf{x}_2 - E(\mathbf{x}_2), \dots, \mathbf{x}_N - E(\mathbf{x}_N)). \quad (1)$$

同时, 希望通过信号的能量对现有信号矩阵进行重构, 信号的协方差矩阵的特征值往往可以用来表示信号强度^[13], 所以将原始信号的协方差矩阵 $\mathbf{C}_{N \times N} = E((\bar{\mathbf{X}}^T)_{N \times M} (\bar{\mathbf{X}})_{M \times N})$ 作为转换矩阵, 通过奇异值分解,

$$\mathbf{C}_{N \times N} = \mathbf{U}_{N \times N} \mathbf{\Lambda}_{N \times N} \mathbf{U}_{N \times N}^T. \quad (2)$$

其中: $\mathbf{\Lambda} = \text{diag}(\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_N)$ 为对角矩阵, $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_N$ 为 \mathbf{C} 的特征值, $\mathbf{U} = (u_1, u_2, \dots, u_N)$ 为特征值对应的特征向量组成的正交矩阵, 去除特征值为 0 的特征向量项及原始数据向量, 实现数据降维. 降维后的奇异值分量个数 K ($K \leq N$). 重构后的奇异值分量信号为

$$\mathbf{P}_{M \times K} = (\bar{\mathbf{X}})_{M \times K} \mathbf{U}_{K \times K} = (\mathbf{p}_1, \mathbf{p}_2, \dots, \mathbf{p}_K). \quad (3)$$

降维重构的原始信号为

$$\tilde{X} = P_{M \times K} U_{K \times K}^T + E_{M \times K}$$

式中: $E_{M \times K} = \begin{pmatrix} E(x_1) & E(x_2) & \cdots & E(x_K) \\ E(x_1) & E(x_2) & \cdots & E(x_K) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ E(x_1) & E(x_2) & \cdots & E(x_K) \end{pmatrix}_{M \times K}$ (4)

为 M 个样本的均值扩展矩阵. 记为 $P_{M \times K} = (p_1, p_2, \dots, p_K)$

1.3 基于排列组合熵选取低复杂度奇异值分量

第 i 个奇异值分量 p_i 的排列组合熵为

$$H(p_i) = - \sum_{\pi_j \in S_D} p_i(\pi_j) \ln(p_i(\pi_j)). \quad (5)$$

式中: π_j 是奇异值分量的任意一种排列组合方式, 对各个奇异值分量 $p_i (i = 1, 2, \dots, K)$ 的排列组合熵按从大到小排列得到矢量 $H = (h_1, h_2, \dots, h_K), h_1 \geq h_2 \geq \dots \geq h_K$, 由排列组合熵的定义可以看出: 排列组合熵的大小反应序列的不规则程度, 排列组合熵值越大, 序列越不规则, 值越小越规则. 将得到的 K 个奇异值分量的排列组合熵进行 k -means 聚类, 将聚类中的排列组合熵最小的一类作为选定的奇异值分量. 由此可得所有奇异值分量的趋势项选取权系数矢量 $w = (w_1, w_2, \dots, w_K)$.

1.4 依据选取的低复杂度奇异值分量重建趋势项

依据趋势项选取权系数矢量来选取相应奇异值分量进行重构, 再与扩展均值矩阵结合, 得到原始信号的趋势项矩阵, 即

$$\Gamma_{M \times K} = \sum_{i|w_i=1} p_i (u_i)^T + E_{M \times K}. \quad (6)$$

对趋势项矩阵按列求和, 即得原始信号的一维趋势项. 流程见图 2 所示.

2 仿真信号去趋效果对比分析

为验证本文所提方法的有效性, 参照文献 [14] 引入一种仿真信号进行测试, 并分别采用无相位延迟的低通滤波法 (LF)、与 EMD 结合的线性规划法 (EMD-SBP) [7]、小波分解的方法 (WD) [15] 和本文提出的基于排列组合熵选取低复杂度奇异值分量重构趋势的 EEMD-SVD 法 (EEMD-SVD-PE) 进行对比. 同时, 使用均方根误差 (RMSE), 相对 L_2 范数来定量分析各种方法的去趋效果 [16], 它的表达式为

$$RMSE = \sqrt{\sum_{t=1}^M \frac{1}{M} (T(t) - \Gamma(t))^2}, \quad (7)$$

$$L_2 = \frac{\sqrt{\sum_{t=1}^M (\Gamma(t) - T(t))^2}}{\sqrt{\sum_{t=1}^M (T(t))^2}}. \quad (8)$$

式中: $\Gamma(t)$ 为算法提取出的趋势项, $T(t)$ 为原始信

号的趋势项, M 为测试采样长度. RMSE 和相对 L_2 范数越小, 表示提取出的趋势越接近原始信号趋势, 去趋效果越好.

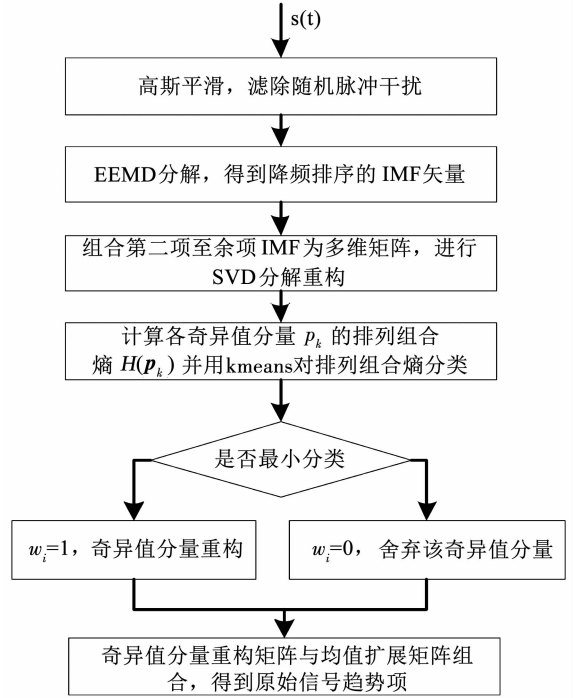


图 2 EEMD-SVD-PE 信号去趋流程图

Fig. 2 Flowchart of the EEMD-SVD-PE de-trending algorithm

仿真信号为 $s(t) = y(t) + T(t) + n(t)$, 式中 $y(t) = A_1 \sin(2\pi f_1 t), A_1 = 0.6, f_1 = 100 \text{ Hz}, T(t) = A_2 e^{-bt} + A_3 \sin(2\pi f_2 t) + A_4 \cos(2\pi f_3 t), A_2 = 4, b = 0.02, A_3 = 2, f_2 = 1 \text{ Hz}, A_4 = 2.5, f_3 = 2 \text{ Hz}, n(t)$ 为加性高斯白噪声成分, 一段长为 1 000 的信号 $s(t)$ 见图 3 所示. 为验证该方法在不同噪声环境下去趋效果的鲁棒性, 分别进行单信噪比和多信噪比测试.

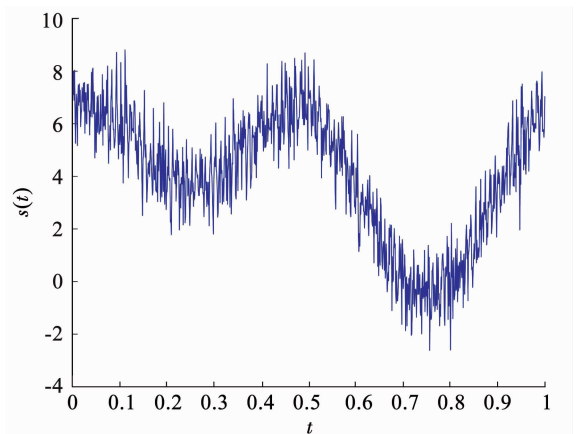


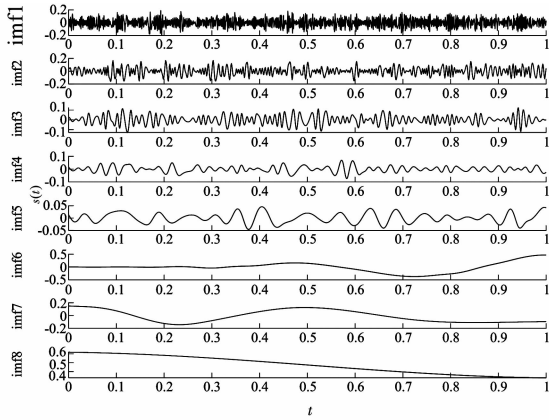
图 3 测试信号及其趋势项

Fig. 3 The test signal and its trend

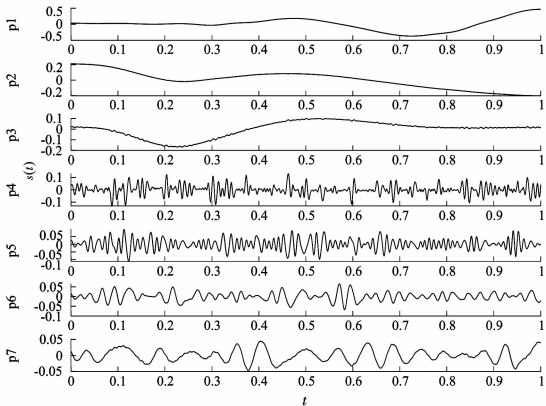
2.1 单信噪比测试

令信噪比 (SNR, Signal-Noise Ratio) 为 5 dB, EEMD 分解得到的各层 IMF 分量与 SVD 分解得到的奇异值分量分别见图 4 (a)、(b) 所示, 各层奇异值分

量的 PE 权系数见表 1 所示. 可看出, 经过 k -means 分类后取最小排列组合熵的一类, 作为趋势项的奇异值分量为 p_1 、 p_2 和 p_3 . 这 4 种方法提取出的趋势项与原趋势项对比效果见图 5 所示, 低通滤波法(通带截止频率取 2 Hz, 阻带截止频率取 5 Hz)提取的趋势项信号幅度不足; 与 EMD 结合的线性规划法(实线, 选取第 7 层 IMF 作为趋势项) IMF 成分选取不足, 提取出的趋势项与原趋势项(粗点线)在峰值处相差较大; WD(细点线, 小波分解后的第一项)在 $t = 0.05$ 与 $t = 0.95$ 信号边界处与原趋势相差较大; 本文方法(虚线, 选取第 1、2、3 项奇异值分量重构组合趋势)趋势提取的更为充分. 表 2 为 4 种方法提取出的趋势与原趋势的 RMSE 和相对范数比较, 本文方法相对其他三种, RMSE 分别约降低了 0.183 4, 0.254 9 和 0.055 1, 相对范数分别约降低了 0.112 6, 0.127 和 0.028 3.



(a) 各层IMF分量



(b) 各层奇异值分量

图 4 仿真信号分解到的 IMF 与奇异值分量

Fig. 4 IMF components and singular-value components decomposed from the simulation signal

表 1 仿真信号各层奇异值分量的排列组合熵

Tab. 1 PE of singular-value components for simulation signal

奇异值分量	p_1	p_2	p_3	p_4	p_5	p_6	p_7
PE	0.951 5	0.873 2	0.400 3	3.926 5	3.451 3	2.695 5	2.174 2
权系数	1	1	1	0	0	0	0

表 2 仿真信号不同方法去趋效果比较

Tab. 2 Trend extraction effect caused by different methods for simulation signal

方法	LF	EMD-SBP	WD	EEMD-SVD-PE
RMSE	0.476 9	0.548 4	0.348 6	0.293 5
相对范数	0.209 1	0.223 5	0.124 8	0.096 5

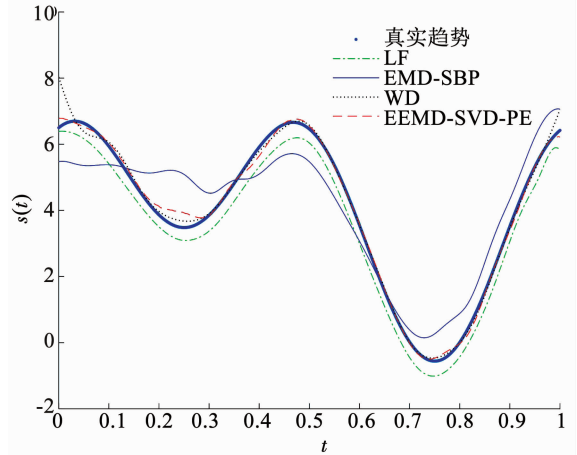


图 5 不同方法提取出的趋势项对比

Fig. 5 Comparison of trends extracted by different methods

2.2 多信噪比测试

令 $R_{SN} = -5 \sim 20$ dB, 步长 1 dB, 每个 R_{SN} 等级执行 1 000 次试验, 每次加入不同的白噪声序列, 统计每个等级处的提趋准确率. 4 种方法的提趋准确率-噪声等级曲线见图 6 所示. 可以看出, 随着信噪比增加, 与 EMD 结合的线性规划法、直接选取小波分解项的 WD 法和本文方法提趋准确率均逐步增高, 最高达到 98%; 低通滤波法在 $R_{SN} = 10$ dB 后准确率逐步下降, 原因是低通滤波在复杂信号中效果较差. 相比而言, 本文所提方法提趋准确率保持稳步上升, 总体性能优于其他三种, 尤其在低信噪比情况下, 准确率最大提高约 30%.

在不同噪声等级下 4 种方法的相对 L_2 范数统计均值见表 3. 由表 3 可知, 本文方法在不同噪声等级下的结果均优于其他方法, 比低通滤波法(LF)平均降低约 0.101, 比与 EMD 结合的线性规划法(EMD-SBP)降低约 0.115, 比 WD 降低约 0.015.

表 3 不同信噪比下各种方法相对 L_2 范数均值统计

Tab. 3 Average relative L_2 -norm errors of different methods at different R_{SN} levels

R_{SN}	LF	EMD-SBP	WD	EEMD-SVD-PE
0 dB	0.285 6	0.570 7	0.235 5	0.200 8
5 dB	0.208 9	0.222 5	0.134 8	0.095 4
10 dB	0.103 1	0.119 4	0.074 9	0.074 4
15 dB	0.157 2	0.077 7	0.057 2	0.050 4
20 dB	0.210 9	0.046 2	0.045 2	0.038 6

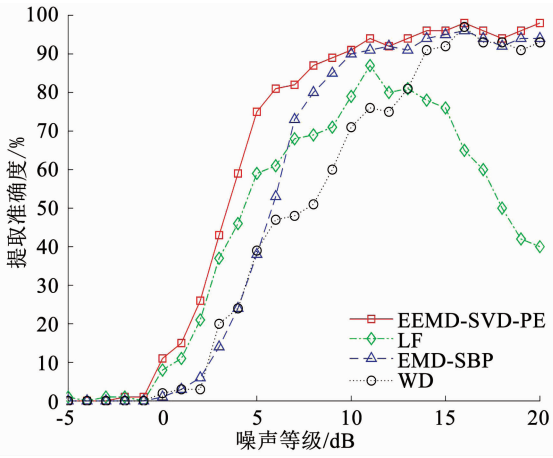


图6 不同信噪比下的各种方法提趋性能比较

Fig. 6 Comparison of trend extraction performance of each method at different SNR levels

3 EEMD-SVD-PE 在钢轨波磨数据去趋中的应用

3.1 数据采集

实验中采用三点弦测法对钢轨波磨进行检测^[17],激光位移传感器的采样间隔设为 2 mm. 检测原理见图 7(a).

检测流程如下:

1) 车轴转动带动光电编码器旋转输出触发信号,触发信号发给检测同一侧钢轨的 3 个 1D 激光位移传感器,完成同一时刻的钢轨波磨数据采集.

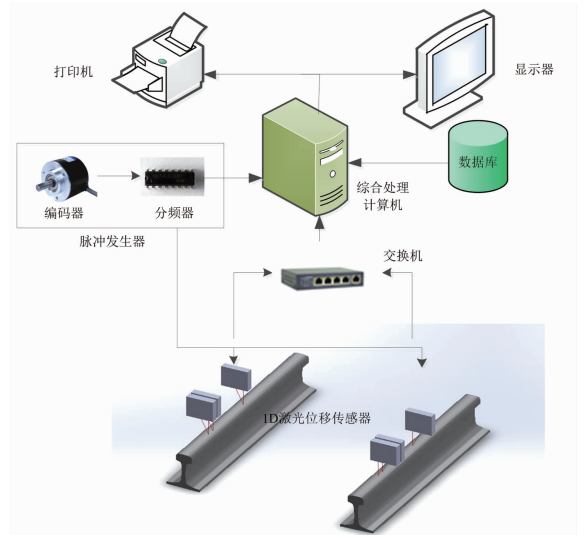
2) 数据经数据采集卡进行数据集中,然后传输给车载综合处理计算机. 综合处理计算机利用三点弦测法将含有趋势的波磨信息提取、存储.

本文利用实验搭建的钢轨动态磨耗检测平台在实际 50 钢轨上进行现场实验见图 7(b) 所示. 实验中的钢轨由于长时间的使用,路基呈现出较大的起伏,十分适合本文的情况. 通过三点弦测法最终得到 17 m 含有趋势的钢轨波磨数据. 同时,为了得到标准的波磨信息,用波磨尺对同一路段的钢轨波磨进行测量,并以测得的数据作为去趋后的标准数据,见图 7(c). 采集到的含有趋势项的钢轨波磨数据见图 8.

3.2 钢轨波磨去趋

现场实验采集得到的波磨数据由于趋势项存在,轨道表面高低起伏很大,起伏范围达到 ±0.6 mm. EEMD 分解得到的各层 IMF 分量与 SVD 分解得到的奇异值分量分别见图 9(a)、(b) 所示,各层奇异值分量的 PE 权系数见表 4 所示. 此时选取 p1、p3、和 p6 项奇异值分量来重构趋势,同时也可以看出组成趋势项的奇异值分量并未连续排列.

4 种方法提取出的趋势对比见图 10 所示,与 EMD 结合的线性规划法 (EMD-SBP, 实线) 与 WD



(a) 波磨检测原理



(b) 现场实验



(c) 波磨尺测量

图7 钢轨波磨动态测量系统及现场测试

Fig. 7 Dynamic track irregularity measurement system and field test

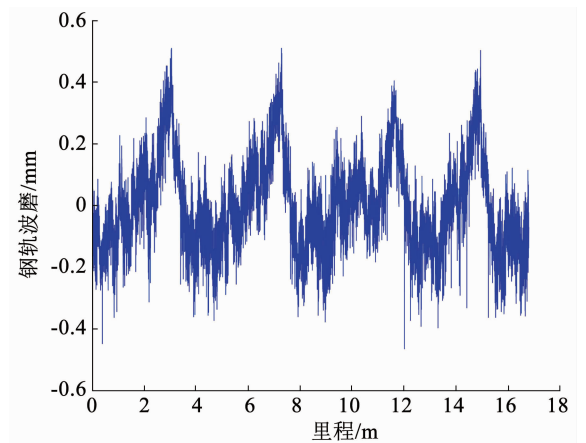


图8 含有趋势项的钢轨波磨信号

Fig. 8 Track height irregularity signal containing trend

(点线) 提趋出的趋势项存在明显的邻近和边界信息丢失与峰值幅度衰减问题,低通滤波法(点划线)在复杂趋势项信号提取中效果较差. 相比之下, EEMD-SVD-PE(虚线)提取出的复杂趋势成分更好地反映了信号走势,边界信息、临近信息和峰值信息得到了较好的保留. 与其他 3 种方法相比的结果见表 5,本文方法的 RMSE 分别降低了 0.086 0,0.069 1,

0.042 8. 应用本文所提方法去趋后的钢轨波磨效果见图 11 所示,其中红色为由波磨尺测得的真实波磨

值,测得的波磨与真实波磨的趋势相近,且最大误差在 ± 0.2 mm 的范围之内,符合实际需要.

表 4 不同信噪比下各种方法相对 L_2 范数均值统计

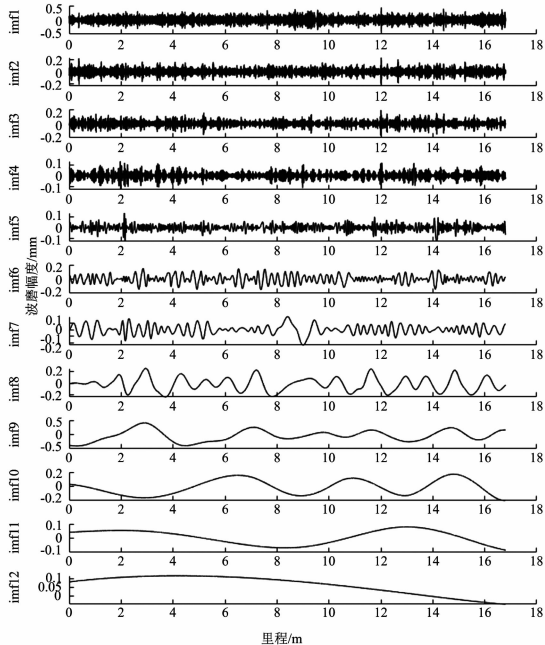
Tab. 4 Average relative L_2 -norm errors of different methods at different R_{SN} levels

奇异值分量	p1	p2	p3	p4	p5	p6	p7	p8	p9	p10	p11
PE	0.759 3	1.901 1	0.850 3	2.332 5	2.459 5	0.428 6	3.461 1	2.562 8	3.946 9	4.254 7	3.602 3
权系数	1	0	1	0	0	1	0	0	0	0	0

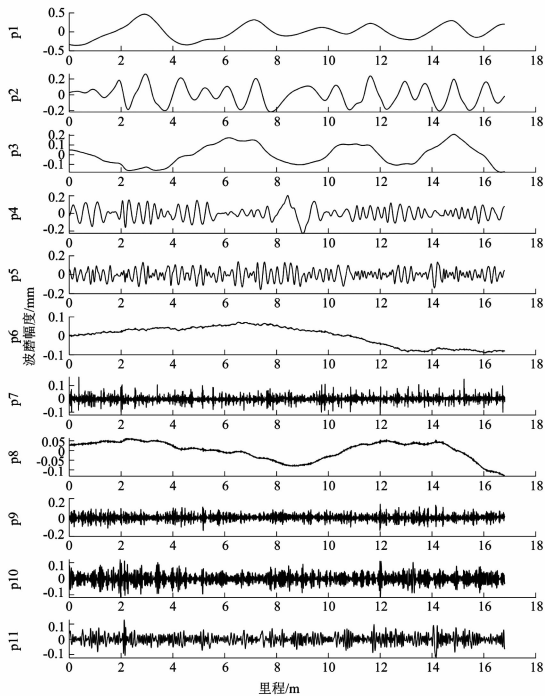
表 5 含趋钢轨波磨信号不同方法去趋效果比较

Tab. 5 Relative L_2 -norm errors caused by different methods for track height irregularity signal containing trend

方法	LF	EMD-SBP	WD	EEMD-SVD-PE
RMSE	0.126 1	0.109 2	0.082 9	0.040 1
相对范数	0.136 8	0.118 5	0.089 9	0.043 5



(a) 各层IMF分量



(b) 各层奇异值分量

图 9 含趋钢轨波磨信号分解到的 IMF 与奇异值分量

Fig. 9 IMF components and singular-value components decomposed in real application

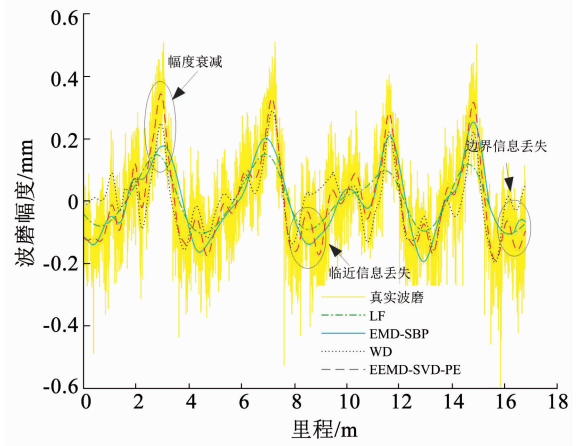


图 10 不同方法提取出的趋势项对比

Fig. 10 Comparison of trends extracted by different methods

实验在 matlabR2014a 环境下进行,计算机内存为 3.39 G,CPU 主频为 3.2 GHz. 统计仿真信号的平均去趋时间开销:低通滤波法(LF)约为 0.002 908 s,与 EMD 结合的线性规划法(EMD-SBP)为 0.012 04 s,WD 为 0.010 528 s,本文提出的 EEMD-SVD-PE 为 0.010 914 s,时间开销没有明显增加.

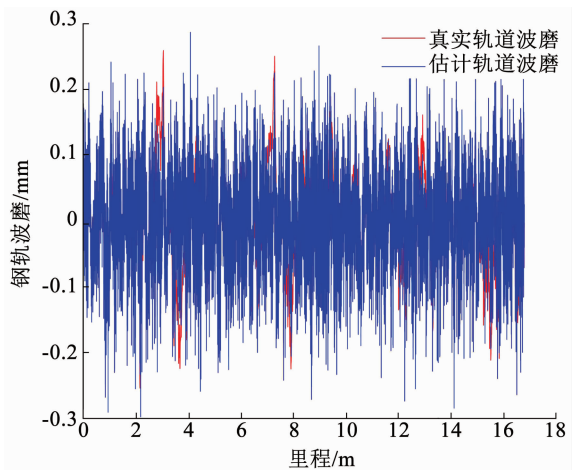


图 11 EEMD-SVD-PE 钢轨波磨去趋结果

Fig. 11 De-trended track height irregularity signal using EEMD-SVD-PE

4 结论

针对现有的EMD去趋方法直接选取低频IMF组合趋势项时存在的IMF中信号成分混杂问题,本文提出了一种基于排列组合熵选取低复杂度奇异值分量重构趋势的EEMD-SVD信号去趋新方法.首先对信号进行高斯平滑去噪和EEMD分解,然后选取第二项至余项IMF分量组成多维特征矩阵投影到SVD得到的能量特征向量矩阵空间重构出新的奇异值分量,最后基于排列组合熵自适应选取相应低复杂度奇异值分量组合成信号趋势项.为了验证所提算法的性能,引入了仿真趋势项信号,并选择了低通滤波法、与EMD结合的线性规划法、小波分解WD进行去趋效果比较.单信噪比和多信噪比的仿真实验,均表明所提算法的去趋效果总体优于其他三种,尤其在低信噪比情况下,提趋准确率最大提高约30%.然后对含趋轨道波磨数据进行的去趋实例应用,也进一步验证了本文方法的有效性.

参考文献

- [1] GRASSIE S L. Rail corrugation: Advances in measurement, understanding and treatment[J]. *Wear*, 2005, 258(7-8): 1224. DOI:10.1016/j.wear.2004.03.066
- [2] MESSINA A R, VIRRAL V, HEYDT G T, et al. Nonstationary approaches to trend identification and de-noising of measured power system oscillations[J]. *IEEE Transactions on Power Systems*, 2009, 24(4): 1798. DOI:10.1109/TPWRS.2009.2030419
- [3] WU Zhaohua, HUANG N E, LONG S R, et al. On the trend, detrending, and variability of nonlinear and non-stationary time series[J]. *National Academy of Sciences*, 2007, 104(38): 14889. DOI:10.1073/pnas.0701020104
- [4] ALEXANDROV T, BIANCONCINI S, DAGUM E B, et al. A review of some modern approaches to the problem of trend extraction[J]. *Econometric Reviews*, 2012, 31(6): 32. DOI:10.1080/07474938.2011.608032
- [5] 刘义艳, 贺栓海, 巨永锋, 等. 基于EEMD和SVR的单自由度结构状态趋势预测[J]. *振动与冲击*, 2012, 31(5): 60. DOI:10.3969/j.issn.1000-3835.2012.05.013
LIU Yiyang, HE Shuanhai, JU Yongfeng, et al. Trend prediction for a single-degree of freedom structure's state based on EEMD and SVR[J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2012, 31(5): 60. DOI:10.3969/j.issn.1000-3835.2012.05.013
- [6] 李利品, 党瑞荣, 樊养余. 改进的EEMD算法及其在多相流检测中的应用[J]. *仪器仪表学报*, 2014, 35(10): 2365. DOI:10.3969/j.issn.0254-3087.2014.10.028
LI Lipin, DANG Ruihong, FAN Yangyu. Modified EEMD de-noising method and its application in multiphase flow measurement[J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2014, 35(10): 2365. DOI:10.3969/j.issn.0254-3087.2014.10.028
- [7] YANG Zhijing, LING B, BINGHAM C. Joint empirical mode decomposition and sparse binary programming for underlying trend extraction[J]. *IEEE Transactions on Instrument and Measurement*, 2013, 62(10): 2673. DOI:10.1109/tim.2013.2265451
- [8] 梁兵, 汪同庆. 基于HHT的振动信号趋势项提取方法[J]. *电子测量技术*, 2013, 36(2): 119. DOI:10.3969/j.issn.1002-7300.2013.02.030
LIANG Bing, WANG Tongqing. Method of vibration signal trend extraction based on HHT[J]. *Electronic Measurement Technology*, 2013, 36(2): 119. DOI:10.3969/j.issn.1002-7300.2013.02.030
- [9] YANG Zhixin, ZHONG Jianhua. A hybrid EEMD-based SampEn and SVD for acoustic signal processing and fault diagnosis[J]. *Entropy*, 2016, 18(4): 112. DOI:10.3390/e18040112
- [10] 袁明, 罗志增. 基于排列组合熵和聚类分析的SEMG识别方法[J]. *华中科技大学学报(自然科学版)*, 2011, 39(s2): 107. DOI:1671-4512(2011)S2-0107-03
YUAN Ming, LUO Zhizeng. SEMG recognition based on permutation entropy and clustering analysis[J]. *Journal of Huazhong University of Science and Technology (Nature Science)*, 2011, 39(s2): 107. DOI:1671-4512(2011)S2-0107-03
- [11] 聂永红, 程军圣, 张亢, 等. 基于EMD与响度的有源噪声控制系统[J]. *仪器仪表学报*, 2012, 33(4): 801. DOI:10.3969/j.issn.0254-3087.2012.04.013
NIE Yonghong, CHENG Junsheng, ZHANG Kang, et al. Active noise control system based on EMD and loudness[J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2012, 33(4): 801. DOI:10.3969/j.issn.0254-3087.2012.04.013
- [12] WU Zhaohua, HUANG N E. Ensemble empirical mode decomposition: A noise-assisted data analysis method[J]. *Advances in Adaptive Data Analysis*, 2009, 1(1): 1. DOI:10.1142/S1793536909000047
- [13] 徐望, 丁琦, 王炳钢. 一种基于特征空间能量熵的语音信号端点检测算法[J]. *通信学报*, 2003, 24(11): 125. DOI:10.3321/j.issn:1000-436X.2003.11.018
XU Wang, DING Qi, WANG Bingxi. A speech endpoint detector based on eigenspace-energy-entropy[J]. *Journal of China Institute of Communications*, 2003, 24(11): 125. DOI:10.3321/j.issn:1000-436X.2003.11.018
- [14] MOGHADDERI A, FLANDRIN P, BORGNET P. Trend filtering via empirical mode decompositions[J]. *Computational Statistics and Data Analysis*, 2013, 58: 114. DOI:10.1016/j.csda.2011.05.015
- [15] 马子骥, 钟广超, 刘宏立, 等. 小波变换的稀疏最优化信号趋势项提取方法[J]. *传感器与微系统*, 2017, 36(1): 27. DOI:10.13873/J.1000-9787(2017)01-0027-04
MA Ziji, ZHONG Guangchao, LIU Hongli, et al. Sparse optimization methods for signal trend extraction based on wavelet wavelet transform[J]. *Transducer and Microsystem Technologies*, 2017, 36(1): 27. DOI:10.13873/J.1000-9787(2017)01-0027-04
- [16] FAWCETT T. An introduction to ROC analysis[J]. *Pattern Recognition Letters*, 2006, 27(8): 861. DOI:10.1016/j.patrec.2005.10.010
- [17] CHEN Liang, LI Yanfu, ZHONG Xiaoyun, et al. An automated system for position monitoring and correction of chord-based rail corrugation measuring points[J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2019, 68(1): 250. DOI:10.1109/TIM.2018.2840580