

高速列车转向架蛇行失稳的 MEEMD-LSSVM 预测模型

叶运广, 宁静, 种传杰, 崔万里, 陈春俊

(西南交通大学 机械工程学院, 四川 成都 610031)

摘要:为预测列车转向架蛇行失稳异常运动状态, 提出了一种改进的集总平均经验模态分解-最小二乘法支持向量机 (MEEMD-LSSVM) 的预测模型。以转向架正常、过渡、蛇行失稳三种状态下振动信号为研究对象, 通过 MEEMD 对信号进行分解, 再用 Hilbert 变换 (HT) 分析其时频能特征, 最后采用固有模态函数 (IMF) 的能量特征作为 LSSVM 的输入, 通过识别过渡状态, 从而预测转向架蛇行失稳。实验表明, 列车速度在 350km/h 时, 预测准确率达到 93.33%, 并且 MEEMD-LSSVM 方法准确率和计算耗时优于 EEMD-SVM 方法, 证明了该预测模型的有效性和快速性。

关键词: 高速列车; 蛇行失稳; 改进的集总平均经验模态分解 (MEEMD); 最小二乘法支持向量机 (LSSVM); 预测

中文图书号: U216.3; TH17 文献标识码: A 文章编号:

Forecasting Model of Hunting Instability of High-speed Train Bogie Based on Modified Ensemble Empirical Mode Decomposition and Least Squares Support Vector Machine

YE Yun-guang, NING Jing, CHONG Chuan-jie, CUI Wan-li, LIU Qi

(School of Mechanical Engineering, Southwest Jiaotong University, Chengdu 610031, China)

Abstract: To forecast hunting instability state of high-speed train bogie, a new forecasting model which combines modified ensemble empirical mode decomposition (MEEMD) and least squares support vector machine (LSSVM) was presented in this paper, it focus on the normal, transition and hunting instability states of bogie vibration signal. Firstly, the vibration signal will be decomposed by MEEMD. Then, the Hilbert transformation (HT) will be used to analyze the time-frequency-energy features. Meanwhile, the energy feature of intrinsic mode functions (IMFs) will be extracted to be used to train by LSSVM. Finally, hunting instability state will be forecasted by recognizing the transition state. The results show that forecast accuracy up to 93.33%, and the accuracy and calculation time are superior to ensemble empirical mode decomposition- support vector machine (EEMD-SVM) when the train at 350km/h. The validity and rapidity of the forecasting model were proved.

Key words: high-speed train; hunting instability; modified ensemble empirical mode decomposition (MEEMD); least squares support vector machine (LSSVM); forecasting model

蛇行失稳是制约列车高速安全运行的一个重要因素。由于机车轮对有一定锥度, 当列车在轨道上运

行时, 只要有一个初始激励, 轮对就会绕着轨道中心线一边横移一边摇头耦合向前运动, 即蛇行运动^[1]。车辆蛇行运动时, 其振型的幅值在某一速度下, 既不扩大也不衰减呈等幅稳态振动, 此时该速度即为车辆蛇行失稳的临界速度^[2]。蛇行运动的最大特点就是它的振动频率随着车辆运行速度的增大而增大, 而车辆系统的自振频率是和车辆运行速度是基本无关的, 这样列车运行速度超过临界速度时, 蛇行运动频率就有

基金项目: 国家自然科学基金项目 (51475387); 中央高校基本业务费专项基金项目 (2682014CX033); 四川省科技创新苗子工程项目 (2015102)

作者简介: 第一作者: 叶运广 男 (汉), 1988年9月生, 硕士生。
E-mail:yeyunguang1@163.com
通讯作者: 宁 静 女 (汉), 1976年8月生, 副教授, 博士。
E-mail:ningjing@swjtu.cn

可能和车辆系统的某个自振频率接近,从而产生共振,导致蛇行运动振幅不断扩大,丧失了稳定性,即发生了蛇行失稳^[3],轻则影响乘坐舒适性,重则破坏列车线路(如图1所示),甚至导致列车脱轨。传统的避免蛇行失稳的方法是把列车运行速度控制在发生蛇行运动的临界速度以下,但在列车实际运行中,由于轨道不平顺和车轮磨损等原因,导致列车速度低于蛇行失稳理论临界速度时,就发生失稳现象^[4, 5]。同时,当列车抗蛇行减振器发生故障时,列车便会处于极易发生蛇行失稳的高危状况中。因此,仅通过控制车速来避免列车发生蛇行失稳这一方法存在诸多缺点。所以,如何预测蛇行失稳的发生并及时控制,是一个急需研究的问题。

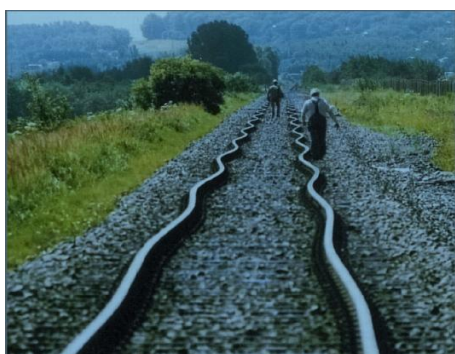


图1 某线路试验中车辆蛇行失稳对线路产生的破坏作用^[6]

Fig.1 Track shift after a test run with an older diesel engine

国内外学者对于列车蛇行运动的研究取得了大量成果,文献[7]提出非线性临界速度计算方法,通过降低车速避免车辆蛇行失稳。文献[8]、[9]通过动力学仿真计算方法研究了车轮磨损、轨道不平顺等因素与列车蛇行运动理论临界速度的关系。为监测失稳现象,文献[10]利用高斯混合模型实现了转向架横向稳定性的实时监测,文献[11]利用多重分型与 SVM 方法对转向架横向失稳状态进行识别。但如何预测列车蛇行失稳,目前为止,国内外研究甚少。文献[12]、[13]通过描述函数法研究列车蛇行运动,提出了蛇行失稳的发生经历正常、过渡区振幅增大和发生失稳这一过程。CRH2 型及其衍生型 CRH380a 型列车的大量跟踪实验数据表明,在列车实际运行中,列车发生蛇行失稳时,其经历的过渡状态时间通常大于 7 秒^[14,15],如图2所示。基于此,本文旨在建立一种模型对过渡状态快速识别来预测蛇行失稳的发生。

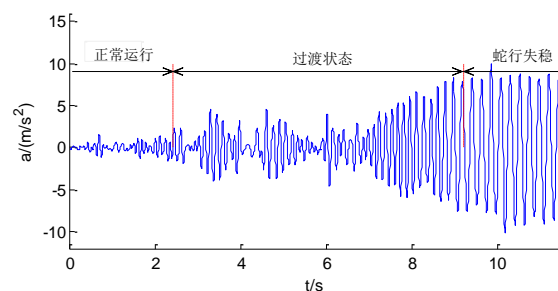


图2 转向架正常、过渡、蛇行运动三种状态加速度信号

Fig.2 Acceleration signal of normal, transition, and hunting instability states of a bogie

列车从正常状态过渡到蛇行失稳状态时,往往时间较短,只有快速作出预测才能及时对列车进行控制;同时列车高速运行时,振动信号通常夹杂着冲击信号,由于集总平均经验模态分解(ensemble empirical mode decomposition, EEMD)具有自适应性和抑制模态混叠的作用^[16],在处理此类信号时有着独特的优势,但其存在计算量大、运算耗时、模态分裂等缺点^[17,18],而改进的集总平均经验模态分解(modified ensemble empirical mode decomposition, MEEMD)能解决这些问题;并且,最小二乘法支持向量机(least squares support vector machine, LSSVM)较传统的支持向量机(support vector machine, SVM)具有算法简单、求解速度较快等优势^[19]。基于以上三种原因,本文结合 MEEMD 和 LSSVM 对过渡状态进行识别,从而达到预测作用,实验表明了该方法的可靠性和快速性。

1 MEEMD

经验模态分解(empirical mode decomposition, EMD)方法被广泛用于非平稳信号的处理中,但存在诸多缺点,比如模态混叠,而当列车高速运行时,其振动信号中往往夹杂着冲击信号,利用 EMD 处理这些信号时更容易造成模态混叠。为了更好的解决模态混叠问题,Huang 提出了通过向原信号加入白噪声的 EMD 分解,即 EEMD,能有效抑制了 EMD 分解中的模态混叠^[16],但加入的白噪声幅值过低,模态混叠的问题不能完全解决,幅值过高,则会增加集总平均计算量,并且造成信号中的高频成分难以分解及白噪声在信号中残余过大等问题。同时,EEMD 分解得到经验模态函数(intrinsic mode functions, IMF)分量不一定标准,可能出现模态分裂问题。鉴于此,

文献[17]提出了能抑制模态混叠、解决模态分裂，同时又能提高运算效率的一种改进的 EEMD 算法，即 MEEMD。

对于非平稳信号 $x(t)$ 的 MEEMD 分解步骤如下：

1) 向原始信号 $x(t)$ 中，分别加入均值为零的白噪声信号 $n_i(t)$ 和 $-n_i(t)$ 即：

$$\begin{cases} x_i^+(t) = x(t) + a_i n_i(t) \\ x_i^-(t) = x(t) - a_i n_i(t) \end{cases} \quad (1)$$

式中， a_i 表示添加噪声信号的幅值， $i = 1, 2, 3, \dots, n$ 表示添加白噪声对数， $n_i(t)$ 表示添加的白噪声信号，其均方根值应与 $x(t)$ 均方根值接近，或不高于 $x(t)$ 的 0.3 倍。

2) 分别对 $x_i^+(t)$ 和 $x_i^-(t)$ 进行 EMD 分解，得到 IMF 分量序列，即 $c_i^+(t)$ 和 $c_i^-(t)$ ，如下：

$$\begin{cases} x_i^+(t) \xrightarrow{EMD} c_i^+(t) \\ x_i^-(t) \xrightarrow{EMD} c_i^-(t) \end{cases} \quad (2)$$

3) 将 $x_i^+(t)$ 和 $x_i^-(t)$ 平均处理，从而最大可能的消除白噪声的残余。

$$c_i(t) = 0.5(x_i^+(t) + x_i^-(t)) \quad (3)$$

4) 由于 $c_i(t)$ 不一定为标准 IMF 分量，且可能存在模态分裂等问题，可称为预本征模态函数 (Pro-IMF)，需再对这组分量再进行 EMD 分解：

$$c_i(t) \xrightarrow{EMD} d_i(t) + q_i(t) \quad (4)$$

$$h_k(t) = [q_{k-1}(t) + c_k(t)] \xrightarrow{EMD} d_k(t) + q_k(t) \quad (5)$$

式中 $k = 2, 3, 4, \dots, m$ ， $d_i(t)$ 为第一阶 Pro-IMF 分量经 EMD 分解后的第一阶 IMF 分量， $q_i(t)$ 为残余分量， $h_k(t)$ 为第 k 个 Pro-IMF 分量， $d_k(t)$ 表示 $h_k(t)$ 分解得到的第一个 IMF 分量。

5) 最后 MEEMD 表达式如下：

$$x(t) \xrightarrow{MEEMD} \sum_{l=1}^m d_l(t) + r(t) \quad (6)$$

式中 $d_l(t)$ 表示为最终 IMF 分量， $r(t)$ 表示为残余分量。

2 LSSVM

标准 SVM 训练样本时需要求解二次规划问题，训练速度较慢，所以该文章为克服此缺点，应用了一种新的 SVM (LSSVM) [19]，其通过求解线性方程组

代替求解二次规划问题，避免了不敏感损失函数，大大降低了计算复杂度，提高了运算效率。

其优化问题可表示为：

$$\min J(\omega, b, \xi) = \frac{1}{2} (\omega^T \omega + \lambda \xi_i) \quad (7)$$

$$(s.t.) y_i [\omega^T \phi(x_i) + b] = 1 - \xi_i$$

式中： $i = 1, 2, \dots, n$ ； x_i 是输入矢量； ω 是可调的权值矢量； b 是偏置； $\xi_i \geq 0$ 为松弛变量，可以度量一个数据点对模式可分的理想条件下的偏离程度； γ 是平衡最小分类边界和最小分类误差的惩罚因子；非线性变换 $\phi(x)$ 将给定输入样本 x 映射到更高维的特征空间。

约束条件为：

$$y_i [\omega^T \phi(x_i) + b] = 1 - \xi_i \quad (8)$$

可以推得，最优超平面的分类决策函数为：

$$f(x) = \text{sgn} \left[\sum_{i=1}^n \alpha_i y_i K(x_i \bullet x) + b \right] \quad (9)$$

式中 $K(x_i \bullet x)$ 为满足 Mercer 定理的核函数。

3 MEEMD-LSSVM 蛇行失稳预测方法

高速列车在运行过程中，当其出现异常状况时，其振动信号的频率分布会发生变化，其某些频段的能量也必定发生变化^[20]。因此，本文首先通过 MEEMD 对转向架构架正常、过渡、蛇行失稳三种状态下横向振动信号分解得到 IMF 分量，再计算各个 IMF 分量的能量，从而构建能量特征矩阵。然后用转向架正常、过渡、蛇行失稳三种 MEEMD 能量特征对 LSSVM 进行训练并测试其分类效果，同时，将过渡信号的能量特征，评估其计算耗时和识别效果，从而达到预测的目的。该方法流程图如图 3 所示。

其中特征提取方法步骤如下：

1) 分别对转向架高速运行时正常、过渡、蛇行信号作 MEEMD 分解，得到 IMF 分量。

2) 求得各个 IMF 分量的能量，由于 MEEMD 是一种主成分分析方法，信号的主要信号被包含在前几个 IMF 分量中，并且该文实际分析表明，各信号分解得到的 IMF 分量个数都大于或等于 6，为保证该方法的后续性，计算前 6 个 IMF 分量的能量 $E_{im}, 1 \leq i \leq 6$ ， n 为样本数。

3) 将求得的 6 个能量值构成一个特征向量：

$$V = [E_{i1}, E_{i2}, \dots, E_{in}]$$

4) 特征归一化处理。

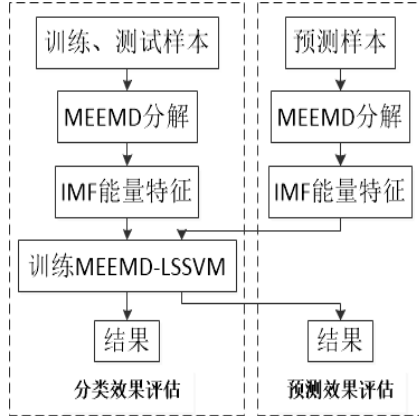


图 3 MEEMD-LSSVM 分类、预测流程图

Fig. 3 Classification and forecasting process of MEEMD-LSSVM

4 实验分析

4.1 实验数据获取

该试验数据来源于 XX 线 CRH380a 型动车组科学实验, 信号采样频率为 2500Hz, 列车速度信息由车载无线 GPS 提供, 加速度信息由 2 车 1 位构架横向加速度传感器提供, 其布点位置如图 4 所示。线路采用德国博格式无砟轨道技术, 钢轨为定长 100m 的国产钢轨。其中一趟数据的转向架构架时间-速度曲线与时间-横向加速度曲线如图 5 所示, 时间全长为 2491s。经观察, 该实验列车在速度 350km/h 时, 反复出现蛇行失稳。



图 4 转向架传感器安装示意图

Fig. 4 Sensors installed on bogie frame

由于蛇行频带为 2~12.07Hz^[21], 根据香农采样定理和经验选取重采样频率为 250Hz, 并对信号进行 2~12.07Hz 带通滤波。当转向架构架横向振动加速度峰值连续 6 次以上达到或者超过极限值 8m/s²~10m/s²(与转向架的设计相适应)时, 即判定为蛇行失

稳^[22]。文中正常运行是指横向加速度信号幅值不超过 2m/s² 的部分^[23]。据此分别选取速度 350km/h 时正常运行、过渡和蛇行失稳三种状态下分别 30、60 和 30 个样本, 其中用 45 个来训练 (15 个正常运行、15 个过渡状态和 15 个蛇行失稳); 45 个用来测试 (15 个正常运行、15 个过渡状态和 15 个蛇行失稳); 最后向建立的 MEEMD-LSSVM 模型输入 30 个过渡状态样本, 计算该模型识别过渡状态样本的计算耗时, 并进一步验证该模型的准确性。由于样本数据过长, 会导致采样时间增加和计算量增大, 样本数据过短, 会导致信息不完整, 基于此, 通过观察实验数据, 结合实际情况, 选取样本长度为 500 个数据点, 时间长度为 2s。

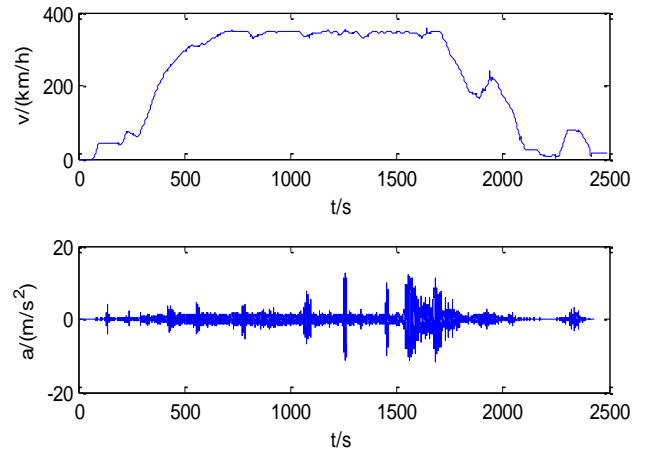


图 5 转向架构架时间-速度曲线与时间-横向加速度曲线

Fig. 5 Time-speed and time- lateral acceleration of bogie frame

4.2 信号的 MEEMD 分解

转向架在正常、过渡、蛇行失稳时, 其同一频段的振动特性区别很大, 利用 MEEMD 分解得到的 IMF 分量能反映不同频段的信息特征, 其能量特征能有效揭示三种状态的区别。三种状态的 MEEMD 分解结果如图 6 所示。分析得知, 各个 IMF 分量频率依次降低, 三种状态下同一尺度的 MEEMD 分解结果区别明显。

4.3 MEEMD-HT 时频能特征分析

为展现转向架从正常行驶状态过渡到蛇行运动这一过程的时频能特征, 本文通过 MEEMD 对转向架在三种状态下的横向振动信号进行分解, 再通过希尔伯特变换 (Hilbert transformation, HT), 得到其时频能分布特征图, 如图 7 所示。分析得知, 转向架速度在 350km/h 时, 其正常行驶状态下频率分散分布

在 0~15Hz 内、能量分布主要集中在频段 4~12Hz，这是因为正常运行时，列车处于随机振动状态，其频率、能量分布分散；过渡状态下，频率、能量分布相对正常行驶时集中，频率分布主要在 0~10Hz 内、

能量分布主要集中在频段 5~10Hz；蛇行运行状态下，频率、能量分布高度集中，频率分布主要在 0~8Hz 内、能量分布主要集中在 5Hz 左右。

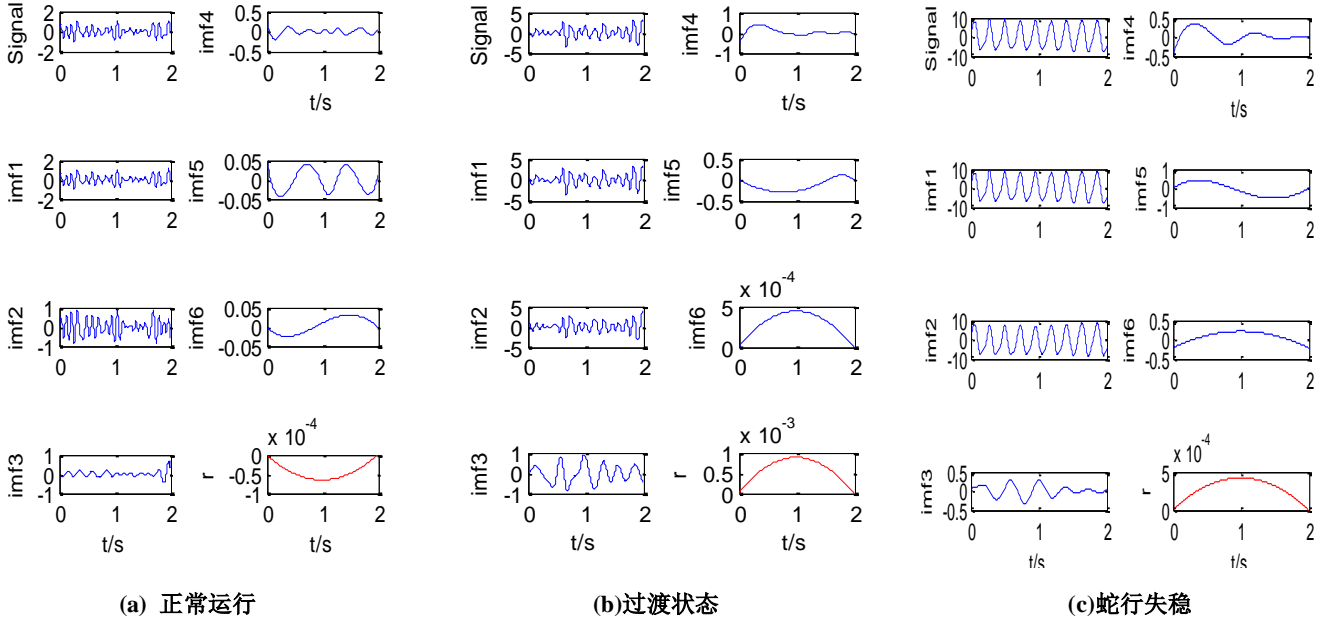


图 6 三种状态下振动信号的 MEEMD 分解结果
Fig. 6 MEEMD results of vibration signals of various States

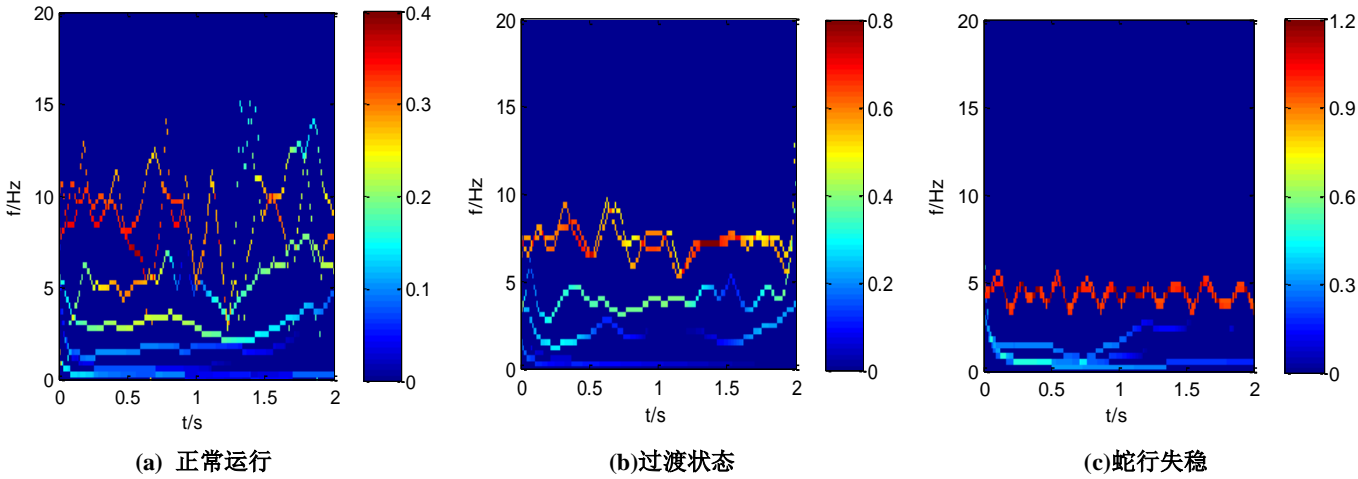


图 7 三种状态下的振动信号的 MEEMD-HT 时频能分布图
Fig. 7 MEEMD-HT results of vibration signals of various States

4.4 MEEMD 能量特征提取

由 4.2 和 4.3 得知，转向架三种状态下振动信号经过 MEEMD-HT 处理后，不同状态下相同尺度的能量分布差异明显，鉴于此，得知 MEEMD 能量特征是一个能有效识别出不同状态的特征。通过 MEEMD 对振动信号进行分解，得到一系列 IMF 分量后，计算各 IMF 分量的能量。表 1 是列车三种不同状态下的能量特征值，由于篇幅限制，分别只给出 2 个样本

值。分析得知，不同状态下的能量分布差异明显，同一状态下的能量分布相似。转向架正常运行时的 MEEMD 能量最小，各个 IMF 分量能量分散分布；过渡状态时的 MEEMD 能量介于正常、蛇行运动之间，其能量主要集中在 IMF1、IMF2 和 IMF3 上；蛇行失稳时的 MEEMD 能量最大，且主要集中分布在 IMF1、IMF2 上，其中 IMF1 分布最高。

表 1 转向架三种状态下的 MEEMD 能量特征
Tab. 1 Energy features of various states of bogie

运行状态	样本序号	E_i					
		IMF1	IMF2	IMF3	IMF4	IMF5	IMF6
正常运行	1	0.0854	0.1233	0.0578	0.0276	0.0098	0.0082
	2	0.0926	0.1164	0.0663	0.0282	0.0132	0.0067
过渡状态	1	0.1223	0.2866	0.2345	0.0233	0.0092	0.0004
	2	0.1378	0.2654	0.2138	0.0281	0.0122	0.0013
蛇行运动	1	0.9823	0.8623	0.1045	0.1135	0.1762	0.0085
	2	0.9798	0.8435	0.0933	0.1322	0.2098	0.0121

4.5 训练 LSSVM 及分类效果

转向架正常运行、过渡状态、蛇行失稳三种状态下分别用 $t=1$ 、 $t=0$ 和 $t=-1$ 代表。按照 4.1 和 4.4 提取能量特征作为 LSSVM 的输入。采用 45 个样本进行训练，训练完成后，用 45 个样本进行测试，结果如图 8 所示，并与 MEEMD-SVM、EEMD-LSSVM 和 EEMD-SVM 识别结果进行对比，如表 2 所示。

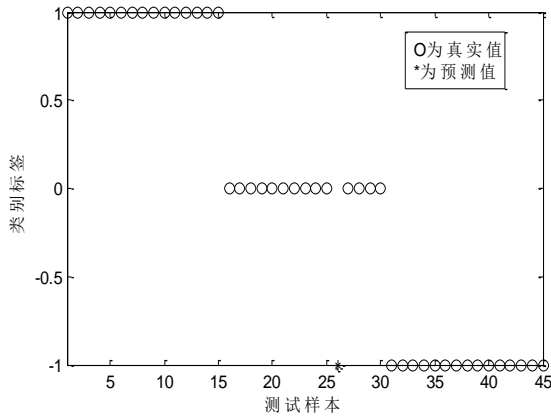


图 8 MEEMD-LSSVM 分类效果图

Fig. 8 Classification result of MEEMD-LSSVM

表 2 正常运行、过渡、蛇行失稳三种状态下的正确识别结果
Tab. 2 Recognition results of various States by different methods

识别方法	输出结果			识别率
	1	0	-1	
MEEMD-LSSVM	15	14	15	97.78%
MEEMD-SVM	15	11	15	91.11%
EEMD-LSSVM	15	11	13	86.67%
EEMD-SVM	15	9	13	82.22%

4.6 蛇行失稳状态预测

列车蛇行运动的发生是一个过程，其经历正常运行、过渡状态和蛇行失稳三个阶段，该方法的重点是通过识别过渡状态来预测蛇行失稳。为研究该方法对过渡状态的识别效果和计算耗时，单独采用 30 个过渡状态样本对 4.5 中训练好的 MEEMD-LSSVM 模型进行测试，并与 MEEMD-SVM、EEMD-LSSVM 和 EEMD-SVM 对比，其结果如表 3 所示，其中运行软件

Matlab7.11(R2010b)，台式电脑，CPU: Intel(R) Core(TM) i5-4460, 3.20GHz, 内存: 12GB。结果表明，高速列车转向架的 MEEMD-LSSVM 的预测模型效果最好，其识别准确率最高，计算耗时最短。结合 4.1 中采样时间 2s 分析得知，采用 MEEMD-LSSVM 模型进行识别时，其总耗时为 2.7753s，远小于过渡状态持续时间（大于 7s），留下了足够的时间对列车进行控制，从而使列车安全运行。

表 3 不同预测模型下准确性和计算耗时

Tab. 3. Accuracy and computation time of different forecasting models

预测模型	准确性	计算耗时(s)
MEEMD-LSSVM	93.33%	0.7753
MEEMD-SVM	83.33%	1.1745
EEMD-LSSVM	80.00%	3.3583
EEMD-SVM	73.33%	3.7575

5 结论与展望

针对列车高速运行时易出现蛇行失稳这一问题，本文从监测数据角度出发，以通过建立高速列车转向架的 MEEMD-LSSVM 的预测模型来对转向架正常行驶和蛇行失稳之间的过渡状态进行识别，从而预测蛇行失稳。结论如下：

1) MEEMD-LSSVM 方法能有效识别转向架正常行驶、过渡、蛇行异常三种状态。

2) 转向架蛇行失稳的 MEEMD-LSSVM 预测模型能准确预测蛇行失稳状态，其准确率高于 MEEMD-SVM、EEMD-LSSVM、EEMD-SVM 预测模型，且计算耗时最短，具有工程应用价值。

由于实验工况的限制，本文只针对 CRH380a 型车速度在 350km/h 时的蛇行失稳进行了分析，提出了转向架蛇行失稳的 MEEMD-LSSVM 预测模型，对于该方法在不同车型、不同速度下的准确性需要进一步研究，同时，由于列车从正常行驶到蛇行运动状态之间

的过渡状态持续时间较短,如何在短时间内及时控制列车,使其安全高速行驶,需要深入研究。

参考文献:

- [1] 张卫华,李艳,宋冬利.高速列车运动稳定性设计方法[J].西南交通大学学报,2013,48(1):1-9.
- ZHANG Weihua, LI Yan, SONG Dongli. Design Method for Motion Stability of High-Speed Train[J]. Journal of Southwest Jiaotong University, 2013, 48(1): 1-9.
- [2] 董浩. 铁道车辆运动稳定性及分岔类型研究[D]. 成都: 西南交通大学, 2014.
- Dong Hao. Study on stability and bifurcation types of railway vehicles[D]. Chengdu: Southwest Jiaotong University, 2012
- [3] 池茂儒,张卫华,曾京,等. 蛇行运动对铁道车辆平稳性的影响[J]. 振动工程学报, 2008, 21(6): 639-643.
- CHI Maoru, ZHANG Weihua, ZENG Jing, et al. Influence of hunting motion on ride quality of railway vehicle[J]. Journal of Vibration Engineering, 2008, 21(6): 639-643.
- [4] Okamoto H, Kotani M, Lin S, et al. Stabilization control for hunting motion of railway vehicle by gyroscopic damper (experimental analysis using 1/10 scale vehicle model)[J]. Japan Society of Mechanical Engineers, 2008, 74(2): 235-241.
- [5] 孙丽霞,姚建伟. 高速铁道车辆蛇行脱轨安全性评判方法研究[J]. 中国铁道科学, 2013, 34(5): 82-92.
- SUN Lixia, YAO Jianwei. Hunting Derailment Safety Evaluation Method of High Speed Railway Vehicle[J]. China Railway Science, 2013, 34(5): 82-92.
- [6] Köhler G, Scheunemann E, Kolbe T. Die sicherheits technische bedeutung des UIC- Merkblattes 518[J]. Eisenbahn-Revue International, 2003, (5): 236-239.
- [7] True H. Does a critical speed for railroad vehicles exist?[C]//Railroad Conference, 1994, Proceedings of the 1994 ASME/DEEE Joint (in Conjunction with Area 1994 Annual Technical Conference). IEEE, 1994: 125-131.
- [8] 孙善超,王成国,李海涛,等. 轮/轨接触几何参数对高速客车动力学性能的影响[J]. 中国铁道科学, 2006, 27(5): 93-98.
- SUN Shanchao, WANG Chengguo, LI Haitao, et al. Analysis of Wheel/Rail Contact Geometric Parameters' Effect on the Dynamic Behavior of High-Speed Passenger Car[J]. China Railway Science, 2006, 27 (5): 93-98.
- [9] 孙丽霞. 高速列车横向运动稳定性和动态脱轨理论分析及评价方法[D]. 北京: 中国铁道科学研究院, 2014.
- SUN Lixia. Evaluation Method Study and Theory Analysis of Lateral Running Stability and Dynamic Derailment of High Speed Train[D]. Beijing: China Academy of Railway Science, 2014.
- [10] 刘峰,延九磊,董孝卿,等. 转向架横向稳定性的实时在线监测[J]. 铁道机车车辆, 2010, 30(2): 5-8.
- LIU Feng, YAN Jiulei, DONG Xiaoqing, et al. Real Time On-line Monitor of Bogie Lateral Stability[J]. Railway Locomotive & CAR, 2010, 30(2): 5-8.
- [11] 孙永奎,余志斌,金炜东. 基于多重分形与 SVM 的高速列车运行状态识别方法[J]. 西南交通大学学报, 2015, 50(1): 7-12.
- SUN Yongkui, YU Zhibin, JIN Weidong. Recognizing Running State of High-Speed Trains Based on Multifractal Theory and SVM [J]. Journal of Southwest Jiaotong University, 2015, 50(1): 7-12.
- [12] Souza A F D. Influence of the wheel and rail treads profile on the hunting of the vehicle[J].Transact of the ASME, 1985,107(1):167-174.
- [13] Souza A F D, Caravavatra P, 汪廷椿. 转向架蛇行振动的非线性分析[J].国外铁道车辆, 1986, 4(1): 5-14.
- [14] 林建辉. CRH2 型动车组线路实车脱轨试验车辆测试试验报告[R]. 成都: 西南交通大学牵引动力国

国家重点实验室, 2012.

- [15] 林建辉. CRH380a-2061 转向架蛇行异常振动报告[R]. 成都: 西南交通大学牵引动力国家重点实验室, 2011.
- [16] Zhaohua W, Norden E H. Ensemble Empirical Mode Decomposition: A Noise Assisted Data Analysis Method[J]. *Advances in Adaptive Data Analysis*, 2009, 1(1): 1-41.
- [17] 郑旭, 郝志勇, 金阳, 等. 基于 MEEMD 的内燃机辐射噪声贡献[J]. *浙江大学学报(工学版)*, 2012, 46(5): 954-956.
- ZHENG Xu, HAO Zhiyong, JIN Yang. Study noise contributions of IC engine via MEEMD method[J]. *Journal of Zhejiang University (Engineering Science)*, 2012, 46(5): 954-956.
- [18] 郑近德, 程军圣, 杨宇. 改进的 EEMD 算法及其应用研究[J]. *振动与冲击*, 2013, 32(21): 21-26+46.
- ZHENG Jinde, CHENG Junsheng, YANG Yu. Modified EEMD algorithm and its applications[J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2013, 32(21): 21-26+46.
- [19] Suykens J A K, Vandewalle J. Least Squares Support Vector Machine Classifiers[J]. *Neural Processing Letters*, 1999, 9(3): 293-300.
- [20] YANG Yu, YU Dejie, CHENG Junsheng. A rolling fault diagnosis method based on EMD energy entropy and ANN[J]. *Journal of Sound and Vibration*, 2006, 294(1/2): 269-277.
- [21] 蔡里军. 基于 FPGA 的高速列车转向架蛇行失稳检测装置[D]. 成都: 西南交通大学, 2012.
- Cai Lijun. A Real-time Monitoring System of High-Speed Train Bogie Hunting Instability Based on FPGA[D]. Chengdu: Southwest Jiaotong University, 2012.
- [22] TB/T 3188-2007. 铁道客车行车安全监测诊断系统技术条件[S].
- TB/T 3188-2007. Technical specification for railway car safety monitor and diagnosis system[S].
- [23] Polach O. Application of nonlinear stability analysis in railway vehicle industry[J]. *Vehicle Systems Dynamics*, 2010: 15-27.
- [24] 刘建强, 赵治博, 任刚. 基于小波包分解和集合经验模态分解的列车转向架轴承智能故障诊断方法[J]. *铁道学报*, 2015, 37(7): 40-45.
- LIU Jianqiang, ZHAO Zhibo, REN Gang. An Intelligent Fault Diagnosis Method for Bogie Bearings of Train Based on Wavelet Packet Decomposition and EEMD[J]. *Journal of the China Railway Society*, 2015, 37(7): 40-45.
- [25] Ning Jing, Lin Jianhui, Zhang Bing. Time-frequency processing of track irregularity in high-speed train[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2016, (66-67): 339-348.