

## 基于 EEMD-LSTM 的冷连轧机振动预测研究

张瑞成, 曹志新

(华北理工大学 电气工程学院, 河北 唐山 063210)

**摘要:** 针对冷连轧机振动具有非线性、非平稳, 以及与当前和历史状态息息相关的特点, 提出了基于集合经验模态分解 (EEMD)-长短时记忆循环神经网络 (LSTM) 的轧机振动预测模型。采用 EEMD 方法将轧机振动加速度分解为若干个频率单一、相对平稳的 IMF 模态分量和残差分量, 有效地降低了振动加速度信号的复杂性; 采用具有记忆单元的 LSTM 网络建立轧机振动预测模型, 并通过引入历史振动信息显著提高了轧机振动的预测精度。仿真结果表明, EEMD-LSTM 模型较 LSTM 模型的预测精度提高了 11%, 对轧机振动有很好的预测效果, 并分析了各工艺参数与轧机振动之间的定量关系, 为快速抑制轧机振动、优化轧制规程提供了参考。

**关键词:** 冷连轧; 轧机振动预测; EEMD 分解; LSTM 网络; 振动加速度

**DOI:** 10.13330/j.issn.1000-3940.2022.09.026

**中图分类号:** TG335      **文献标志码:** A      **文章编号:** 1000-3940 (2022) 09-0174-08

## Research on vibration prediction for tandem cold rolling mill based on EEMD-LSTM

Zhang Ruicheng, Cao Zhixin

(School of Electrical Engineering, North China University of Science and Technology, Tangshan 063210, China)

**Abstract:** For the characteristics of non-linear and non-stationary for vibration of tandem cold rolling mill, and it is closely related to the current and historical states, based on Ensemble Empirical Mode Decomposition (EEMD) -Long and Short Term Memory Recurrent Neural Network (LSTM), a rolling mill vibration prediction model was proposed. Then, the rolling mill vibration acceleration was decomposed into several IMF modal components and residual components with single frequency and relative stability by the EEMD method, and the complexity of vibration acceleration signal was reduced effectively. Furthermore, the prediction model of rolling mill vibration was established by using LSTM network with memory unit, and the prediction accuracy of rolling mill vibration was significantly improved by introducing historical vibration information. The simulation results show that the prediction accuracy of EEMD-LSTM model is 11% higher than that of LSTM model, and it has a good prediction effect on the rolling mill vibration. Meanwhile, the quantitative relationship between each process parameter and rolling mill vibration is analyzed, which provides a reference for quickly suppressing the rolling mill vibration and optimizing the rolling schedule.

**Key words:** tandem cold rolling; vibration prediction of rolling mill; EEMD decomposition; LSTM network; vibration acceleration

轧机振动作为世界范围内的技术难题, 不仅会导致板带材薄厚不均, 产生明暗条纹, 严重时还会威胁设备和人员的安全<sup>[1]</sup>, 经过近半个世纪的研究, 国内外学者已取得了一定的理论成果。孙志辉等<sup>[2]</sup>构造了一种多尺度的平均滤波器的形态非抽样小波, 利用该形态非抽样小波和 S 变换方法对轧机振动信号进行分析, 确定了轧机的起振顺序。张瑞成等<sup>[3]</sup>建立了一种轧机垂振串级自抗扰控制系统, 利用状态观测器对轧机状态和外部扰动进行跟踪和补偿, 降低了系统对模型参数的依赖性。张柳柳

等<sup>[4]</sup>针对轧机电液耦合振动问题, 建立了机电液垂扭耦合振动模型, 提出了一种基于耦合反步法的振动抑制控制策略。综上所述, 以往对轧机振动的研究主要在建立轧机振动机理模型<sup>[5-12]</sup>、振动信号分析<sup>[13]</sup>, 以及振动抑制方面<sup>[14-17]</sup>, 但由于轧制过程中大量非线性等不确定因素的存在, 建立精确的数学模型非常困难, 且传统的信号处理方法也已不再适用。

随着计算机技术、自动检测技术等不断发展与成熟, 钢铁企业在生产过程中积累了大量的实时监测数据 (PDA 数据), 其中包含着轧机振动机理在内的客观规律。Lu X 等<sup>[18]</sup>和彭艳等<sup>[19]</sup>采用传统的数据挖掘算法建立了轧机垂振预测模型, 通过对轧制过程数据进行深度挖掘, 分析了工艺参数改变对轧机振动的影响。董志奎等<sup>[20]</sup>在传统数据挖掘算

收稿日期: 2021-05-21; 修订日期: 2021-08-27

基金项目: 河北省自然科学基金资助项目 (F2018209201)

作者简介: 张瑞成 (1975-), 男, 博士, 教授

E-mail: rchzhang@126.com

法的基础上采用深度置信网络 (Deep Belief Network, DBN) 算法进行深度特征的提取, 建立了基于 DBN-GA-BP 振动预测模型。然而, 传统的数据挖掘算法适用于处理小样本数据, 且特征的表达相对较弱, 对于处理大量非线性、非平稳的数据具有一定的局限性, 伴随着人工智能技术的不断发展和完善, 深度神经网络的优势逐渐展现出来<sup>[21]</sup>。

为此, 针对冷连轧机的振动问题, 从板带轧制工艺角度出发, 以现场采集的 PDA 数据为基础, 提出基于 EEMD-LSTM 的轧机振动预测模型。采用集合经验模态分解 (Ensemble Empirical Mode Decomposition, EEMD) 算法将振动加速度信号分解为相对平稳的 IMF 模拟分量和残差分量, 采用具有记忆单元的 LSTM 网络对各分量进行预测, 最后, 将各分量的预测值叠加, 输出最终的预测结果, 并分析各工艺参数与轧机振动之间的定量关系, 提出了相应的抑振措施。

## 1 EEMD-LSTM 预测模型

由于轧机振动的影响因素繁多且振动信号具有非线性、非平稳的特征显著, 单纯采用 LSTM 网络难以实现高精度的轧机振动预测, 因此, 提出了基于 EEMD-LSTM 的轧机振动预测模型。首先采用 EEMD 方法对采集的振动加速度信号进行分解, 将其分解为时间尺度不同、相对平稳的  $n$  个 IMF 模态分量 ( $IMF_1 \sim IMF_n$ ) 和 1 个残差分量  $r(t)$ , 其中,  $t$  为时刻; 然后将轧制工艺参数作为 LSTM 网络的输入, 将  $n$  个 IMF 模态分量和残差分量  $r(t)$  分别作为输出, 建立  $(n+1)$  个 LSTM 预测模型 ( $LSTM_1 \sim LSTM_{n+1}$ ), 分别对  $(n+1)$  个分量进行预测; 最后, 将得到的  $(n+1)$  个预测值叠加, 输出预测结果, 如图 1 所示。

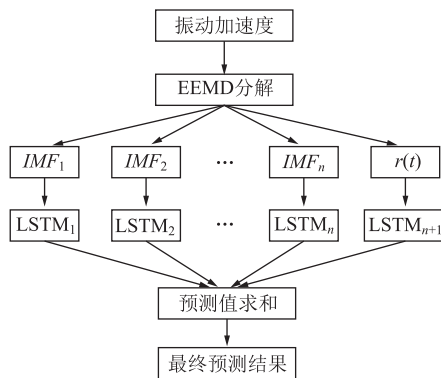


图 1 EEMD-LSTM 预测流程图

Fig. 1 Flow chart of EEMD-LSTM prediction

具体步骤如下:

(1) 归一化处理。考虑到不同量纲参数对 LSTM 网络的权重影响不同, 分别对轧制工艺参数和振动加速度进行归一化处理, 归一化方法为:

$$x'(t) = \frac{x(t) - Min}{Max - Min} \quad (1)$$

式中:  $x'(t)$  为归一化后的数据;  $x(t)$  为待归一化数据;  $Max$  为样本数据中的最大值;  $Min$  为样本数据的最小值。

(2) EEMD 分解。对归一化后的振动加速度信号  $x'(t)$  进行 EEMD 分解, 得到  $n$  个相对平稳的 IMF 模态分量和 1 个残差分量  $r(t)$ <sup>[22]</sup>。EEMD 分解的具体过程如下:

(a) 在归一化后的振动加速度信号  $x'(t)$  中加入幅值为  $\alpha$  的噪声序列  $n_k(t)$ , 得到新的信号序列  $x_k(t)$ , 即:

$$x_k(t) = x'(t) + n_k(t) \quad (2)$$

(b) 对新的信号序列  $x_k(t)$  进行 EMD 分解<sup>[23]</sup>, 得到  $n$  个模态分量和 1 个残差分量, 如式 (3) 所示:

$$x_k(t) = \sum_{i=1}^n IMF'_i + r'(t) \quad (3)$$

式中:  $IMF'_i$  和  $r'(t)$  为  $x_k(t)$  经过 EMD 分解后得到的第  $i$  个模态分量和残差分量;  $i=1, 2, 3, \dots, n$ 。

(c) 重复上述 1、2 步骤  $N$  次, 对原始振动加速度信号添加不同的白噪声, 经过 EMD 分解后共得到  $N$  组模态分量和残差分量, 并对  $N$  组同阶的模态分量  $IMF'$  和残差分量  $r'(t)$  求解平均值, 得到  $n$  个 IMF 模态分量和 1 个残差分量  $r(t)$ , 即为 EEMD 分解结果, 相关表达式如式 (4)~式 (5) 所示。

$$IMF = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N IMF'_{ij} \quad (4)$$

$$r(t) = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N r'(t) \quad (5)$$

式中:  $IMF'_{ij}$  为第  $j$  次分解得到的第  $i$  个 IMF 模态分量, 其中,  $j=1, 2, 3, \dots, N$ 。

(3) 构造训练集和测试集。将归一化后的轧制工艺参数作为 LSTM 模型的输入, 将 EEMD 分解得到的  $n$  个 IMF 模态分量和残差分量  $r(t)$  分别作为 LSTM 模型的输出, 可以获得  $(n+1)$  组数据, 并将其划分为训练集和测试集。

(4) 建立 LSTM 模型。设置 LSTM 神经网络的隐含层数、批次、迭代次数等参数, 建立  $(n+1)$  个 LSTM 预测模型, 利用训练集训练 LSTM 模型, 利用测试集检验 LSTM 模型的性能, 根据 LSTM 网

络获得  $(t+1)$  时刻各  $IMF$  模态分量和残差分量  $r(t)$  的预测值, LSTM 模型结构如图 2 所示。

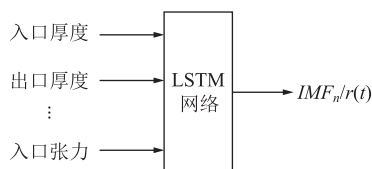


图 2 LSTM 预测结构图

Fig. 2 Structure diagram of LSTM prediction

LSTM 为一种引入了遗忘门、输入门和输出门 3 种门控单元和记忆细胞的特殊形式的循环神经网络<sup>[24]</sup>。其中, 遗忘门  $f_t$  主要计算历史信息的保留程度; 输入门  $I_t$  用于计算要保存至细胞状态单元中的信息数量; 输出门  $o_t$  用于计算网络的输出。相关表达式如式 (6)~式 (11) 所示, LSTM 原理如图 3 所示。其中,  $\sigma$  为 sigmoid 函数变换;  $X_t$  为当前时刻的输入;  $\hat{C}_t$  为  $\tanh$  层生成的新的候选值;  $Y_t$  为当前时刻的输出;  $C_{t-1}$ 、 $C_t$  和  $H_{t-1}$ 、 $H_t$  分别为上时刻  $(t-1)$  和当前时刻  $t$  的细胞状态和隐藏层状态;  $\tanh()$  为激活函数

$$f_t = \sigma(W_f \cdot [H_{t-1}, X_t] + b_f) \quad (6)$$

$$I_t = \sigma(W_i \cdot [H_{t-1}, X_t] + b_i) \quad (7)$$

$$\hat{C}_t = \tanh(W_c \cdot [H_{t-1}, X_t] + b_c) \quad (8)$$

$$C_t = f_t \cdot C_{t-1} + I_t \cdot \hat{C}_t \quad (9)$$

$$o_t = \sigma(W_o \cdot [H_{t-1}, X_t] + b_o) \quad (10)$$

$$H_t = o_t \cdot \tanh(C_t) \quad (11)$$

式中:  $W_f$ 、 $W_i$ 、 $W_c$ 、 $W_o$  为相应的权重矩阵;  $b_f$ 、 $b_i$ 、

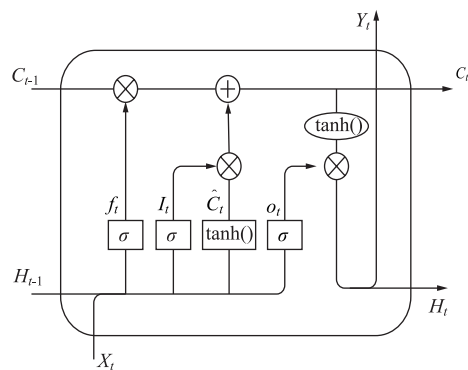


图 3 LSTM 原理图

Fig. 3 LSTM principle diagram

$b_c$ 、 $b_o$  为相应的偏置矩阵。

(5) 反归一化并输出结果。对  $(n+1)$  个 LSTM 模型的预测结果进行叠加, 得到预测值  $x'(t)$ , 并反归一化输出最终的预测结果  $\hat{x}(t)$ 。

$$x'(t) = \sum IMF_n + r(t) \quad (12)$$

$$\hat{x}(t) = x'(t) \cdot (Max - Min) + Min \quad (13)$$

## 2 仿真分析

针对某厂冷连轧机第 3 机架在轧制高强薄板时易产生振动的问题, 在上工作辊轴承座安装加速度传感器来测量上工作辊的振动加速度 (振动加速度单位采用重力加速度  $g$ ), 并从轧制过程监测计算机中提取对应时刻的轧制工艺参数值, 得到了如表 1 所示的 1550 组振动实测数据。

表 1 原始样本数据

Table 1 Raw sample data

样本	输入量					输出量
	入口厚度/mm	出口厚度/mm	硬度/HB	入口张力/(N·mm <sup>-2</sup> )	出口张力/(N·mm <sup>-2</sup> )	振动加速度/g
1	4.001	3.251	679.10	105.252	197.381	0.630
2	3.998	3.250	678.94	104.995	137.514	0.024
3	4.002	3.250	678.82	105.091	137.292	1.816
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
1549	4.002	3.249	679.18	105.105	137.260	-2.409
1550	4.001	3.250	678.79	105.087	137.350	-3.229

将前 1250 组数据作为 LSTM 神经网络训练集, 后 300 组数据作为测试集。设置 EEMD 分解加入的白噪声幅值  $\alpha$  为 0.2, 循环次数  $N$  为 100, 将振动加速度信号共分解为 7 个分量; 设置 LSTM 网络采用单层网络, 设置输入维度为 5, 输出维度为 1, 隐含层个数为 25, 迭代次数为 10, 批次为 5, 采用自适应矩估计对 LSTM 网络的权重和偏置进行调

优, 将入口厚度、出口厚度、硬度、入口张力、出口张力作为 LSTM 模型的输入, 将 EEMD 分解得到的 7 个分量分别作为输出, 建立 7 个 LSTM 振动预测模型。

图 4 为轧机垂直振动加速度信号曲线图, 纵坐标的正负号代表振动加速度的方向, 由图 4 可知, 振动加速度具有较强的非线性和非平稳特性。

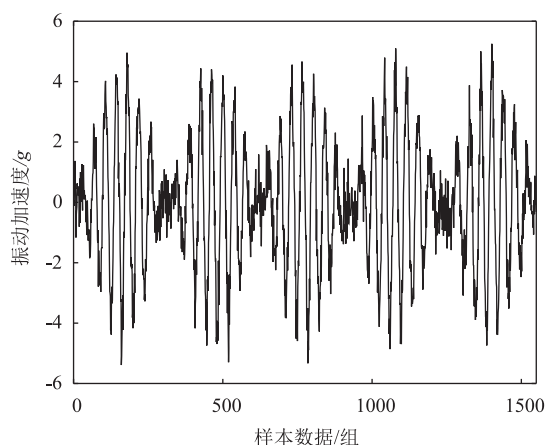


图4 垂直振动加速度信号

Fig. 4 Vertical vibration acceleration signals

图5为对归一化后的轧机振动加速度信号进行EEMD分解的结果,以降低振动信号的复杂性和非平稳性。其中,  $IMF_1 \sim IMF_6$  为EEMD分解得到的6个不同频率、不同带宽的IMF模态分量,且对应分量的频率从高到低排列。

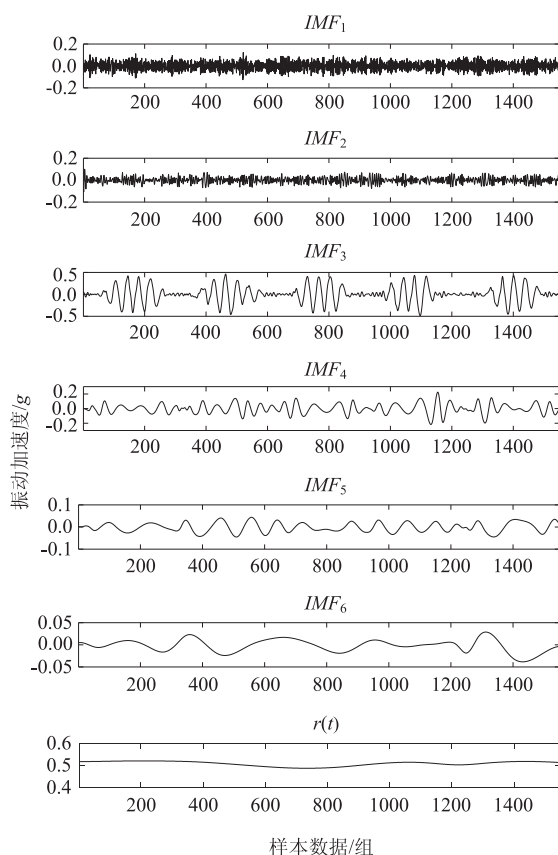


图5 EEMD分解图

Fig. 5 EEMD exploded diagram

然后,对预测模型进行训练和测试,以  $IMF_1$  模态分量为例,将5个输入量和  $IMF_1$  模态分量组合

构成样本,并将其划分为训练集(前1250组)和测试集(后300组)。采用训练集训练LSTM网络调整参数  $W_f$ 、 $W_i$ 、 $W_c$ 、 $W_o$ 、 $b_f$ 、 $b_i$ 、 $b_c$ 、 $b_o$ ,直至满足精度要求。确定网络结构后,采用测试集对训练好的模型进行检验。

图6为LSTM模型的预测结果。从图6中可以看出,LSTM模型对轧机振动加速度整体变化趋势的预测较准确,但在振动加速度峰值点处的预测性能较差,预测值总体低于实测值。

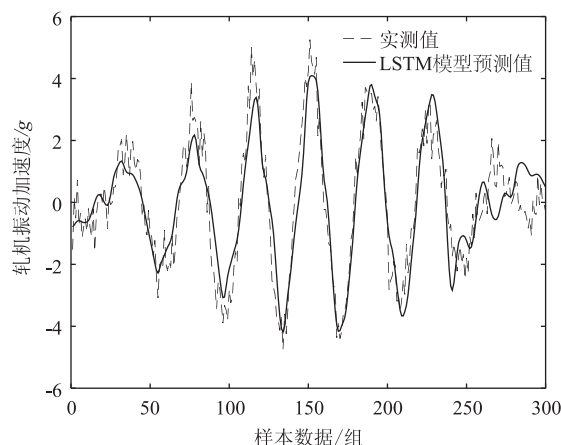


图6 LSTM模型的预测结果

Fig. 6 Prediction results of LSTM model

图7为EMD-LSTM模型的预测结果,通过引入EMD数据预处理,降低了振动信号的复杂度,使得LSTM预测模型的精度得到了显著提升,振动加速度峰值点处的预测效果得到了明显改善。EMD-LSTM模型的预测值与实测值的整体吻合度较好。但是,在测试集的前50和后50组样本处轧机产生高频振荡,且EMD分解得到的IMF模态分量存在模态混叠和端点效应问题,使得各IMF模态分量预测重构后与实测值相差较大,为有效避免EMD

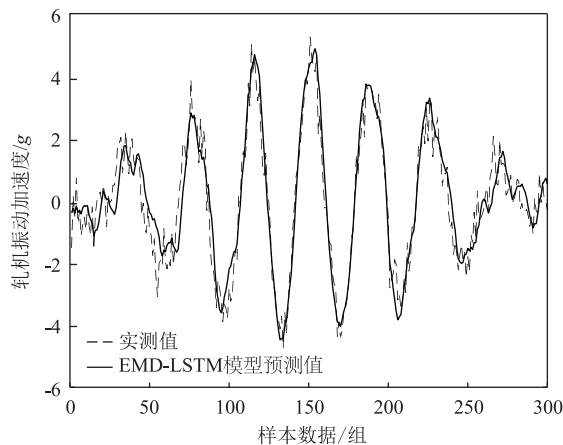


图7 EMD-LSTM模型的预测结果

Fig. 7 Prediction results of EMD-LSTM model



模态混叠和端点效应问题,继续引入了 EEMD 分解算法进行优化,如图 8 所示。

图 8 为 EEMD-LSTM 模型预测结果,可以看出, EEMD 有效地削减了 EMD 算法的模态混叠效应,使得分解后的 IMF 模态分量更加单一且平稳,与 LSTM 模型、EMD-LSTM 模型相比, EEMD-LSTM 模型的预测精度最高,在振动加速度峰值点处的预测效果最好。

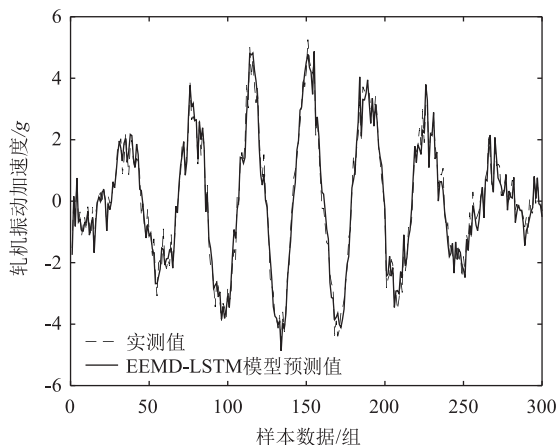


图 8 EEMD-LSTM 模型的预测结果

Fig. 8 Prediction results of EEMD-LSTM model

为了进一步验证 LSTM 模型、EMD-LSTM 模型、EEMD-LSTM 模型的预测性能,分别采用平均绝对误差 MAE、均方根差 RMSE 以及相关系数  $R^2$  来衡量预测值与实测值之间的误差。计算公式如式 (14)~式 (16) 所示:

$$MAE = \frac{1}{m} \sum_{l=1}^m |y_l - \hat{y}_l| \quad (14)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{m} \sum_{l=1}^m (y_l - \hat{y}_l)^2} \quad (15)$$

表 3 轧制工艺参数

Table 3 Rolling process parameters

参数	入口厚度/mm	出口厚度/mm	硬度/HB	入口张力/(N·mm <sup>-2</sup> )	出口张力/(N·mm <sup>-2</sup> )	振动加速度/g
数值	3.980	3.240	678.800	105.500	137.280	0.15

以入口厚度改变对轧机振动的影响为例,如图 9 所示,当改变量为 0 时,其预测值接近于实测值 0.15g,说明预测模型的预测性能较好。随着入口厚度的改变,轧机振动加速度幅值的变化较明显:当入口厚度减小时,振动加速度的幅值增大;入口厚度增大时,振动加速度的幅值减小。采用同样的方式分别对出口厚度、硬度、入口张力、出口张力等工艺参数进行分析,分析结果如图 10~图 13 所示。

图 14 为轧制工艺参数变化对轧机垂直振动加速

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{l=1}^m (y_l - \hat{y}_l)^2}{\sum_{l=1}^m (y_l - \bar{y}_l)^2} \quad (16)$$

式中:  $y_l$  为第  $l$  个样本的振动加速度实测值,  $l=1, 2, \dots, m$ ;  $m$  为测试集样本数;  $\hat{y}_l$  为第  $l$  个样本的振动加速度模型预测值;  $\bar{y}_l$  为第  $l$  个样本的振动加速度实测值的平均值。

通过与 LSTM 模型、EMD-LSTM 模型的对比可以发现, LSTM 模型的预测性能较差,其次为 EMD-LSTM 模型, EEMD-LSTM 模型的预测精度最高, EEMD-LSTM 模型比 LSTM 模型的 MAE 和 RMSE 减小了 0.33 和 0.42,采用相关系数  $R^2$  的百分数来衡量模型精度,预测精度达到了 96% (表 2)。

表 2 性能指标对比

Table 2 Comparison of performance indicators

模型	$R^2/\%$	MAE	RMSE
LSTM	85	0.69	0.87
EMD-LSTM	91	0.53	0.67
EEMD-LSTM	96	0.36	0.45

### 3 轧制工艺参数对轧机振动的影响

表 3 为一组振动加速度为 0.15g 的样本数据,通过单一改变某一输入参数,每次的改变量为原始参数值的 5%,即减小或增加原值的 5%,构造 7 组测试数据,将 7 组测试数据输入至基于 EEMD-LSTM 的轧机振动预测模型中,循环预测 100 次,对预测得到的 100 次结果求解平均值得到最终结果,分析各输入参数对轧机振动加速度的影响。

度幅值影响的对比图。通过分析得:入口厚度、入口张力、出口张力变化对轧机垂直振动加速度幅值的影响较大,出口厚度变化对轧机垂直振动加速度幅值也有影响,但其影响程度相比于入口厚度、入口张力和出口张力较小,来料硬度改变对轧机振动加速度幅值几乎没有影响。实际生产过程中,在不改变轧制规程前提下,可通过适当增大入口张力、减小出口张力来抑制轧机振动;而在轧制规程可变的情况下,可通过适当减小入口厚度、增大出口厚度来抑制

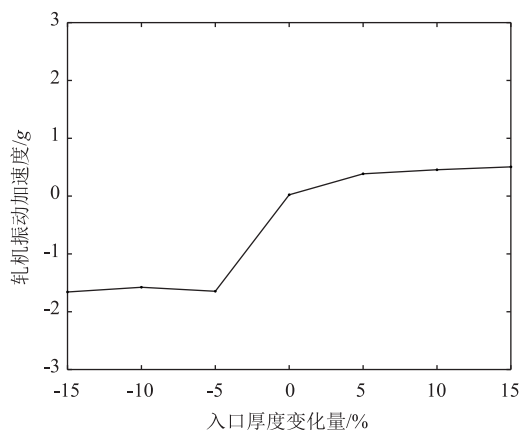


图9 入口厚度变化对振动加速度的影响

Fig. 9 Influence of entrance thickness change on vibration acceleration

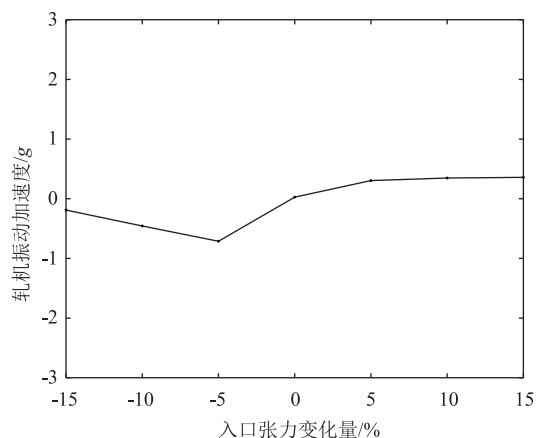


图12 入口张力变化对振动加速度的影响

Fig. 12 Influence of entrance tension change on vibration acceleration

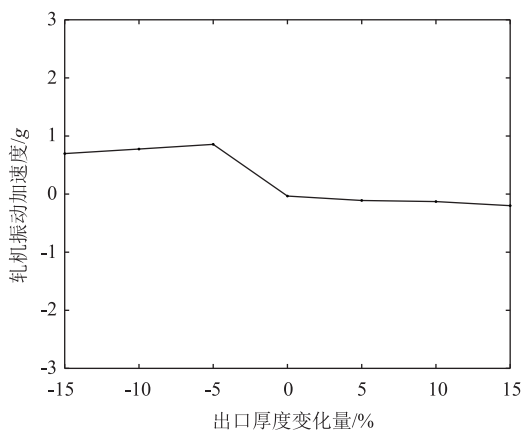


图10 出口厚度变化对振动加速度影响

Fig. 10 Influence of outlet thickness change on vibration acceleration

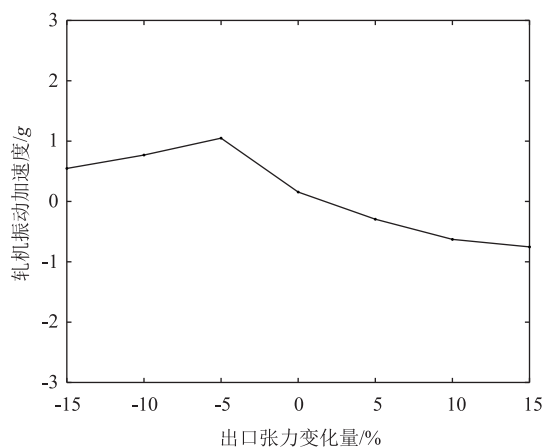


图13 出口张力变化对振动加速度的影响

Fig. 13 Influence of outlet tension change on vibration acceleration

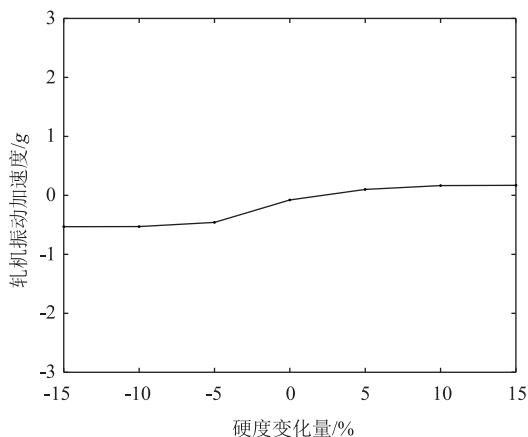


图11 硬度变化对振动加速度的影响

Fig. 11 Influence of hardness change on vibration acceleration

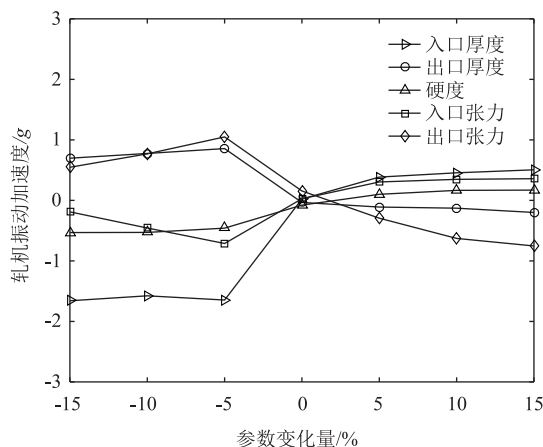


图14 各工艺参数变化对振动加速度影响的比较

Fig. 14 Comparison of influence for each process parameter change on vibration acceleration

轧机振动, 优化轧制规程, 进而指导实际生产。

## 4 结论

(1) 对轧机振动加速度数据进行 EEMD 分解,

可以有效避免 EMD 模态混叠效应。通过采用测试集检验, EEMD-LSTM 模型的预测精度高于 LSTM 模型, 达到了 96% 以上, 证明该预测模型可以用于轧

机振动预测。

(2) 入口厚度、出口厚度、入口张力、出口张力这 4 个工艺参数变化对轧机振动加速度幅值的影响较大, 来料硬度变化对轧机振动加速度幅值几乎没有影响。适当增大轧机入口厚度和入口张力、减小出口厚度和出口张力可以有效抑制轧机垂振的产生。结合生产实际, 在考虑工艺参数改变难易的情况下, 提出了适当增大入口张力、减小出口张力、增加后续机架轧制速度的抑振措施。为提高轧机生产效率、优化轧制规程以及在轧制过程中快速准确削减振动提供了参考。

(3) 轧机系统作为机电液一体化设备, 后续研究除了考虑现有影响因素外, 还可继续引入轧制界面(如乳化液浓度、摩擦等)以及机电液(如电压、电流等)等相关参数对轧机振动的影响, 并将其作为振动预测模型的输入, 采用深度网络挖掘各输入参数与轧机振动的一般内在联系, 进而提出更加全面、准确的抑振措施, 优化轧机的运行状态, 并为轧机振动故障诊断奠定基础。

#### 参考文献:

- [1] 邹家祥, 徐乐江. 冷连轧机系统振动控制 [M]. 北京: 冶金工业出版社, 1998.  
Zou J X, Xu L J. Vibration Control of Cold Tandem Mill System [M]. Beijing: Metallurgical Industry Press, 1998.
- [2] 孙志辉, 吕文泉. 基于形态非抽样小波和 S 变换的轧机振动信号分析 [J]. 工程科学学报, 2013, 35 (3): 365-370.  
Sun Z H, Lyu W Q. Analysis of rolling mill vibration signal based on morphological undecimated wavelet and S transform [J]. Chinese Journal of Engineering, 2013, 35 (3): 365-370.
- [3] 张瑞成, 于海峰, 周亚罗. 轧机垂振系统自抗扰控制器设计 [J]. 计算机仿真, 2017, 34 (3): 189-193.  
Zhang R C, Yu H F, Zhou Y L. Design of active disturbance rejection controller for vertical vibration system of rolling mill [J]. Computer Simulation, 2017, 34 (3): 189-193.
- [4] 张柳柳, 钱承, 华长春, 等. 基于耦合反步法的轧机垂扭耦合振动控制策略研究 [J/OL]. 自动化学报: 1-15 [2022-04-14]. DOI: 10.16383/j.aas.c200936.  
Zhang L L, Qian C, Hua C C, et al. Research on vertical-torsional coupled vibration control strategy of rolling mill based on coupled backstepping method [J/OL]. Acta Automatica Sinica: 1-15 [2022-04-14]. DOI: 10.16383/j.aas.c200936.
- [5] 王桥医, 崔明超, 王瀚, 等. 基于辊系多模态模式的连轧机机架间耦合振动系统模型的建立及仿真分析 [J]. 中南大学学报: 自然科学版, 2020, 51 (10): 2834-2843.  
Wang Q Y, Cui M C, Wang H, et al. Establishment and simulation analysis of the coupled vibration system model between the tandem mill stands based on the multi-mode mode of the roll system [J]. Journal of Central South University: Natural Science Edition, 2020, 51 (10): 2834-2843.
- [6] 侯东晓, 郭大武, 陈小辉. 基于动态轧制力的四辊轧机垂直-扭转耦合非线性振动特性研究 [J]. 振动与冲击, 2020, 39 (20): 106-112.  
Hou D X, Guo D W, Chen X H. Research on vertical-torsion coupling nonlinear vibration characteristics of four-high rolling mill based on dynamic rolling force [J]. Journal of Vibration and Shock, 2020, 39 (20): 106-112.
- [7] 吴继民, 张义方, 朱小龙, 等. 轧机主传动系统在双源扰动作用下的动力学特性研究 [J]. 振动工程学报, 2019, 32 (4): 581-589.  
Wu J M, Zhang Y F, Zhu X L, et al. Research on dynamic characteristics of rolling mill main drive system under dual-source disturbance action [J]. Journal of Vibration Engineering, 2019, 32 (4): 581-589.
- [8] 王桥医, 高翔, 蒋鑫, 等. 基于动态辊缝轧机垂直振动仿真及工程验证 [J]. 杭州电子科技大学学报: 自然科学版, 2016, 36 (1): 63-69.  
Wang Q Y, Gao X, Jiang X, et al. Vertical vibration simulation and engineering verification based on dynamic roll gap rolling mill [J]. Journal of Hangzhou Dianzi University: Natural Science Edition, 2016, 36 (1): 63-69.
- [9] 钟掘, 唐华平. 高速轧机若干振动问题——复杂机电系统耦合动力学研究 [J]. 振动、测试与诊断, 2002, (1): 3-10, 69.  
Zhong J, Tang H P. Several vibration problems of high speed rolling mill—Research on coupling dynamics of complex electromechanical system [J]. Journal of Vibration, Testing & Diagnosis, 2002, (1): 3-10, 69.
- [10] 孙韵韵, 肖会芳, 徐金梧. 考虑轧制界面粗糙形貌的轧机辊系非线性振动特性研究 [J]. 振动与冲击, 2017, 36 (8): 113-120.  
Sun Y Y, Xiao H F, Xu J W. Research on nonlinear vibration characteristics of rolling mill roll system considering the rough topography of rolling interface [J]. Journal of Vibration and Shock, 2017, 36 (8): 113-120.
- [11] 唐华平, 段吉安, 钟掘. 一个轧机参数振动模型 [J]. 机械科学与技术, 2002, (5): 802-804.  
Tang H P, Duan J A, Zhong J. A rolling mill parameter vibration model [J]. Mechanical Science and Technology, 2002, (5): 802-804.
- [12] Zheng Y J, Shen G X, Li Y G, et al. Spatial vibration and its numerical analytical method of four-high rolling mills [J]. Journal of Iron and Steel Research International, 2014, 21 (9): 837-843.
- [13] 米凯夫, 张杰, 曹建国, 等. 基于小波和小波分形的冷连轧机振动识别方法 [J]. 工程科学学报, 2013, 35 (8): 1064-1071.  
Mi K F, Zhang J, Cao J G, et al. Vibration identification method of tandem cold rolling mill based on wavelet and wavelet fractal [J]. Chinese Journal of Engineering, 2013, 35 (8): 1064-1071.
- [14] 王鑫鑫, 闫晓强. 基于扩张状态观测器的轧机振动抑振器研究 [J]. 振动与冲击, 2019, 38 (5): 1-6.

- Wang X X, Yan X Q. Research on rolling mill vibration suppressor based on extended state observer [J]. Journal of Vibration and Shock, 2019, 38 (5): 1-6.
- [15] 闫晓强, 王辉, 周杰, 等. 现代连轧机耦合振动抑制重要进展 [J]. 中国冶金, 2014, 24 (4): 1-4.
- Yan X Q, Wang H, Zhou J, et al. Important progress in coupled vibration suppression of modern continuous rolling mills [J]. China Metallurgy, 2014, 24 (4): 1-4.
- [16] 侯福祥, 张杰, 曹建国, 等. 带钢冷轧机振动问题的研究进展及评述 [J]. 钢铁研究学报, 2007, 19 (10): 6-10, 39.
- Hou F X, Zhang J, Cao J G, et al. Research progress and comments on vibration of strip cold rolling mill [J]. Journal of Iron and Steel Research, 2007, 19 (10): 6-10, 39.
- [17] 杨旭, 童朝南. 板带轧机振动问题研究 [J]. 钢铁研究学报, 2009, 21 (11): 1-4, 11.
- Yang X, Tong C N. Research on vibration of strip mill [J]. Journal of Iron and Steel Research, 2009, 21 (11): 1-4, 11.
- [18] Lu X, Sun J, Song Z X, et al. Prediction and analysis of cold rolling mill vibration based on a data-driven method [J]. Applied Soft Computing, 2020, 96: 1-13.
- [19] 彭艳, 张明, 刘宣亮, 等. 基于数据驱动的轧机振动预测研究 [A]. 第十一届中国钢铁年会论文集 [C]. 北京: 中国金属学会, 2017.
- Peng Y, Zhang M, Liu X L, et al. Research on rolling mill vibration prediction based on data drive [A]. Proceedings of the Eleventh China Iron and Steel Annual Conference [C]. Beijing: China Institute of Metals, 2017.
- [20] 董志奎, 梁朋伟, 嵇超越, 等. 基于 DBN 算法的热轧高强钢薄板轧机振动预报研究 [J]. 矿冶工程, 2020, 40 (4): 135-141, 144.
- Dong Z K, Liang P W, Ju C Y, et al. Research on vibration prediction of hot-rolled high-strength steel sheet mill based on DBN algorithm [J]. Mining and Metallurgical Engineering, 2020, 40 (4): 135-141, 144.
- [21] 马佳佳, 苏怀智, 王颖慧. 基于 EEMD-LSTM-MLR 的大坝变形组合预测模型 [J]. 长江科学院院报, 2021, 38 (5): 47-54.
- Ma J J, Su H Z, Wang Y H. Dam deformation combination prediction model based on EEMD-LSTM-MLR [J]. Journal of Yangtze River Scientific Research Institute, 2021, 38 (5): 47-54.
- [22] 胡璇, 李春, 叶柯华. 风力机齿轮箱振动信号分解方法研究 [J]. 动力工程学报, 2021, 41 (4): 323-329.
- Hu X, Li C, Ye K H. Research on vibration signal decomposition method of wind turbine gearbox [J]. Chinese Journal of Power Engineering, 2021, 41 (4): 323-329.
- [23] Li H, Zhang Y P, Zheng H Q. Hilbert-Huang transform and marginal spectrum for detection and diagnosis of localized defects in roller bearings [J]. Journal of Mechanical Science and Technology, 2009, 23 (2): 291-301.
- [24] Lin Z F, Cheng L L, Huang G H. Electricity consumption prediction based on LSTM with attention mechanism [J]. IEEE Transactions on Electrical and Electronic Engineering, 2020, 15 (4): 556-562.
- 
- (上接第 104 页)
- Han L S, Wang G, Zheng X B, et al. Simulation analysis of door inner panel stamping based on Autoform [J]. Journal of Plasticity Engineering, 2021, 28 (4): 82-88.
- [6] 王猛, 李森, 刘庆, 等. 浅谈车身铝合金板冲压工艺和模具注意事项 [J]. 汽车工艺与材料, 2019, (8): 31-35.
- Wang M, Li S, Liu Q, et al. Discussion on stamping process and die precautions of body aluminum alloy plate [J]. Automobile Technology & Material, 2019, (8): 31-35.
- [7] 李锐, 孟亮. 基于 Deform 和正交试验的汽车轮毂盖板冲压工艺参数优化 [J]. 制造技术与机床, 2021, (8): 147-150.
- Li R, Meng L. Optimization of stamping process parameters for automobile hub cover plate based on deform and orthogonal test [J]. Manufacturing Technology & Machine Tool, 2021, (8): 147-150.
- [8] 李超, 黄珍媛, 魏婉珠, 等. 3104 铝合金超薄板冲压成形性能试验研究 [J]. 轻合金加工技术, 2020, 48 (10): 48-50, 60.
- Li C, Huang Z Y, Wei W Z, et al. Experimental study on stamping formability of ultra thin sheet of 3104 aluminum alloy [J]. Light Alloy Fabrication Technology, 2020, 48 (10): 48-50, 60.
- [9] 陈龙, 郭福林, 王炯, 等. 基于数值模拟的中厚板零件冲压工艺研究 [J]. 模具技术, 2012, (5): 6-10.
- Chen L, Guo F L, Wang J, et al. Investigation on stamping process of medium plate part based on numerical simulation [J]. Die and Mould Technology, 2012, (5): 6-10.
- [10] GB/T 228.1—2021, 金属材料 拉伸试验 第一部分: 室温试验方法 [S].
- GB/T 228.1—2021, Metallic materials—Tensile testing—Part 1: Method of test at room temperature [S].
- [11] 邱超斌, 张猛, 郎利辉, 等. 基于神经网络遗传算法的深腔型零件拉深工艺参数优化 [J]. 精密成形工程, 2021, 13 (5): 173-179.
- Qiu C B, Zhang M, Lang L H, et al. Parameter optimization of deep drawing process for deep cavity parts based on neural network genetic algorithm [J]. Journal of Netshape Forming Engineering, 2021, 13 (5): 173-179.
- [12] 胡郁, 孔建. 基于响应面法的弧形铝合金锻件锻造工艺的多目标优化 [J]. 热加工工艺, 2015, 44 (9): 131-134.
- Hu Y, Kong J. Multi-objective optimization of forging process for arc shaped aluminum alloy forgings based on response surface method [J]. Hot Working Technology, 2015, 44 (9): 131-134.
- [13] 高正凯, 李大为. 基于田口法的 AZ61A 镁合金热挤压圆管成型工艺参数优化 [J]. 佳木斯大学学报: 自然科学版, 2019, 37 (3): 435-436, 477.
- Gao Z K, Li D W. Process parameters optimization of AZ61A magnesium alloy hot extrusion pipe based on taguchi method [J]. Journal of Jiamusi University: Natural Science Edition, 2019, 37 (3): 435-436, 477.