

工业数据驱动的轧机振动预测和工艺优化*

崔金星¹, 邓 烁², 彭 艳¹, 邢建康¹

(1.燕山大学国家冷轧板带装备及工艺工程技术研究中心 秦皇岛,066004)

(2.上海微电子装备(集团)股份有限公司 上海,201203)

摘要 为研究动态轧制过程轧机振动复杂工艺机理和工艺优化方法,利用生产过程工艺数据和设备状态数据建立数据模型,研究了工业数据在轧机稳定预测和控制中的应用方法。以某 1 580 mm 热连轧机 F3 机架垂直振动为研究对象,跟踪记录和采集板带生产过程轧辊振动数据和轧制工艺参数,并完成工业生产数据筛选、清洗和归一化处理工作;搭建机理数据双向驱动的贝叶斯神经网络数据模型,用动态工艺参数和工作辊垂直振动加速度完成数据训练和验证。仿真分析结果表明:通过贝叶斯分类器和神经网络数据模型相结合的方法,可实现应用工业生产过程工艺参数对轧机运行状态高精度预测的目的。根据模型揭示的工业数据关系,分析了轧制力和轧制速度合理控制范围,通过数据模型验证了抑振效果显著。本研究对实现工业数据在轧制过程智能化控制中的应用具有参考意义。

关键词 轧机;工业数据;振动;工艺参数;优化

中图分类号 TH113.1; TG333.7⁺1

引 言

板带轧制设备振动失稳问题是制约板带生产的重要问题。在智能制造、机器学习和数据挖掘技术快速发展的时代,如何应用大量可测工业数据,对动态工艺参数和设备状态进行数据建模分析,实现基于工业数据的轧制生产过程自动化、数据化和智能化是钢铁行业的发展方向^[1]。

大量学者研究了轧机振动失稳特征。Xu 等^[2]研究了厚度动态变化下轧机非线性动力学现象。钟掘等^[3]针对高速板带轧机多种失稳问题,建立轧制界面动力学模型,分析了轧制界面负阻尼特性和自激振动产生条件。张明等^[4]建立了扭转和水平方向的耦合振动模型,提出轧机自激振动抑制方案。Brusa 等^[5]提出轧制过程中轧辊动态行为取决于轧辊压力动态作用,分析了轧制界面作用下自激振动行为,用数值方法研究了轧机自由度系统动力学行为。Peng 等^[6]构建了轧机刚柔耦合动力学理论体系,对轧制设备运行时能量转化机制进行分析,完善了轧机系统稳定性研究方法。杨旭等^[7]分析冷连轧机系统振动的内部因素,通过动力学理论研究揭示了变形区接触界面润滑特性对轧机振动的影响。上

述方法揭示轧机振动机理难以得到实践应用,忽视对系统稳定预测和运维方法的研究。

解决工业实际生产过程中的轧机振动问题,必须结合实际工程数据,在理论分析的基础上综合管控设备运维策略和控制工艺参数。孙建亮等^[8]通过对某热连轧机组 F2, F3 机架进行振动测试,基于实验现象提出了增加系统结构刚度和阻尼的振动抑制方案,得到了良好的工程应用效果。Shen 等^[9]提出轧机结构设计缺陷是系统振动的主要原因,通过改进轧机系统模态特征的方式,发展了轧机静定稳定性设计方案。刘晓潺^[10]研究了连轧机组工艺参数自激失稳机理,以临界速度最大化为目标,优化了轧制工艺参数。Liu 等^[11]通过设计工艺参数鲁棒控制器,完成了生产稳定性控制,提高轧制过程系统稳定性。以上从机理研究角度给出轧机稳定运行方法,这些研究仅适用于特定生产环节和部分零部件故障失效过程,可移植性较差。

随着 5G 技术得到工业应用,通过数据挖掘技术实现设备智能运维和工艺参数智能控制是钢铁生产智能化的必然趋势。Kim 等^[12]通过建立数学模型,实现了轧机传动系统振动失稳问题的预测。贾涛等^[13]基于轧制过程开发和设计了实时数据采集、记

* 国家重点研发计划资助项目(2017YFB0306402);河北省自然科学基金重点资助项目(E2017203161);河北省研究生创新资助项目(CXZBBS2020054)

收稿日期:2020-07-10;修回日期:2020-08-10

录和统计软件,为轧制过程工业数据的应用奠定了基础条件。Hwang等^[14]基于深度神经网络(DNN)和梯度推进的决策树模型修正了轧制力模型,得到了良好的应用效果。董志奎等^[15]基于DBN算法探究了高强钢薄板带轧制过程轧机振动预测方法。上述过程数据应用研究表明,工业实践中通过建立合理的数据关系模型,可推演和优化参量间关系,表现出良好的实践应用效果。

机理模型可揭示轧制设备运行失稳规律,工程测试数据具有良好的实时性和工程移植性。笔者通过工艺机理和工业数据建模相结合的方式,研究轧机振动失稳问题。针对某1 580 mm热连轧机F3机架垂直振动失稳机理提取分析数据,建立了融合机理分析的贝叶斯神经网络数据模型,通过工业数据训练并验证数据模型可行性,并进一步提出了轧制工艺优化方案,并通过仿真分析验证了方案的可行性。

1 轧机振动测试

笔者以某1 580 mm热连轧机F3机架垂直振动为研究对象,检测牌坊、工作辊、支撑辊、压下油缸和齿轮箱等位置的振动加速度和传动系统接轴动态扭转应变。轧机设备状态监控测点如图1所示。结合轧制理论和测试数据发现,轧机振动失稳除与设备结构设计和故障相关外,还与轧制工艺参数控制精度和稳定性紧密相关,特别是轧制力、轧制速度、压下量和板带张力等。

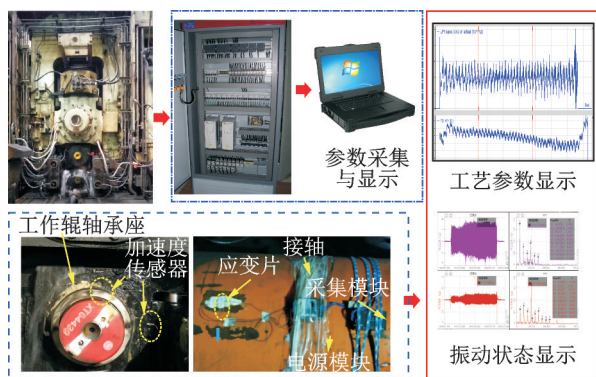


图1 轧机设备状态监控测点

Fig.1 Monitoring points of rolling mill status

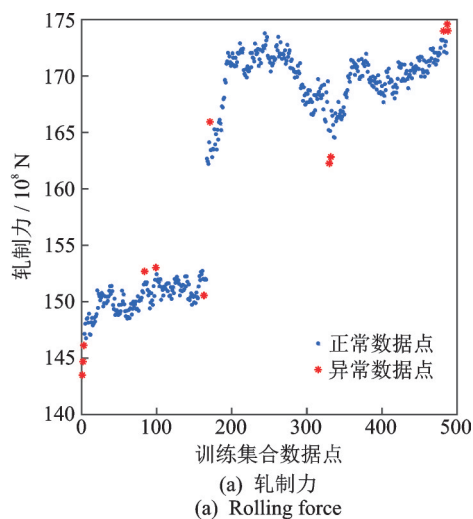
为了描述不同工艺参数运行下的轧机稳定性,选取了同种材料、不同厚度规格的TDR-25S带钢轧制过程设备状态进行分析。提取生产过程工艺参数和轧机工作辊振动数据,并建立了数据关系,提取整合数据点共计489组,包含实时工艺参数和相应的

工作辊振动加速度数据,以此来研究轧制工艺参数对设备生产稳定性的影响。

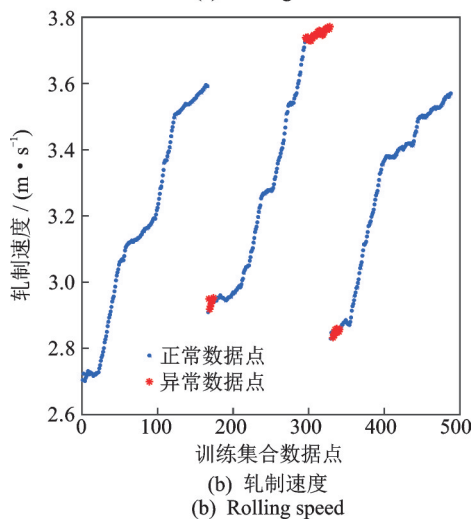
2 数据筛选及分类

2.1 数据清洗

轧制工业数据采集过程存在不稳定性,必须去除重复、不可靠和错误的数据,删除缺省值及多字段数据等。轧制过程工艺参数和设备状态数据之间建立稳定动态过程数据关系,须剔除在咬钢和抛钢等过程中采集的异常数据点。图2以轧制力和轧制速度为例说明了异常数据点清理过程。图2(a)去除了轧制力数据集中集合密度较小的离散点;图2(b)将数据密度分散点、边界轧制速度点剔除,排除偶然误差对数据准确性的干扰。同理,用相同的方法处理其他工艺参数数据,共删除错误数据69组,保证用于训练和预测数据更符合生产实际。



(a) 轧制力
(a) Rolling force



(b) 轧制速度
(b) Rolling speed

图2 异常数据点清理

Fig.2 Abnormal data point cleaning

2.2 数据特征构造

实际数据分析过程中,要求数据必须以简洁、准确的方式展示出来,这样经过机器学习后才能得到最佳训练和学习效果。为此,首先需要将工业数据正态分布特征值 x 转换至服从标准正态分布 x' ,其转化关系为

$$x' = (x - \bar{X}) / S \quad (1)$$

其中: $\bar{X}$ 为数据均值; S 为数据标准差。

面向轧机振动状态的参数类型均为数值型,因不同参量在量纲上差距较大,故需要先将各个特征数据采用归一化处理。数值型数据归一化处理步骤如下。

- 1) 归一化幅度调整:用于分析的数据集幅度值调整到 $[0,1]$ 或 $[-1,1]$ 之间;
- 2) 归一化统计实现:提取参数最大值、最小值和平均值等参数,并基于线性方式转化;
- 3) 离散化:将处理后的数据进行离散化处理;
- 4) Hash分桶:数据结构体分散开,便于查找。

归一化仅完成参数本身的映射,数据变化趋势及特点并未改变原有数据分布特征。根据各参数变量统计值分布情况,对数据进行预处理以删除其中噪点,轧制工艺数据归一化分布训练如图3所示。从图3(b)可以看出,轧制速度呈现有规律的均匀分布,而图3(a)显示轧制力分布不规律,出现数据堆积的现象。同理,使用相同规则处理了其他的参数数据,此处不再赘述。

3 机理数据双驱模型

3.1 模型的评估和选择

笔者研究动态轧制过程工艺参数对设备振动状态的影响,基于参数特征可选取监督式学习方法,例如:神经网络、支持向量机、决策树、贝叶斯算法和集成学习算法。早期大量研究分析表明,对于简单映射关系应用人工神经网络算法就可以实现函数关系的无限逼近^[16-17]。轧制系统工艺参数之间相互耦合,借助贝叶斯算法对数据进行预处理,可保证数据的高可用性和可靠性,在此基础上利用集成学习模型降低机器学习模型预测结果的误差,可使数据模型更为精确。因此,笔者尝试使用贝叶斯决策论对数据完成分类筛选,借助神经网络模型挖掘工艺参数与振动状态之间的对应关系,实现基于工业数据的设备状态预测功能。

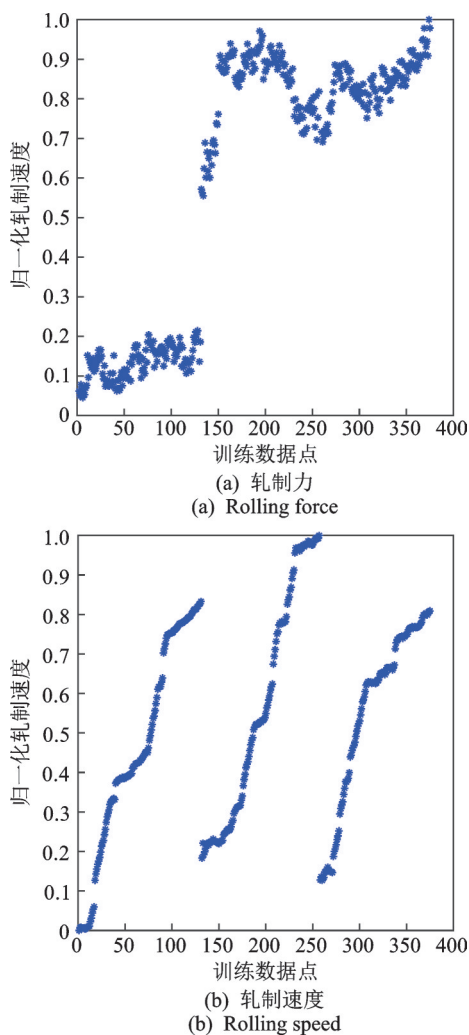


图3 轧制工艺数据归一化分布训练

Fig.3 Normalized distribution training of rolling process data

3.2 基于工艺机理的数据模型

板带轧制生产是一个多系统、多变量、多能量转化机制的动态过程。机理模型的优势在于建立模型后可快速分析系统特征。由于机理模型过于依赖参数之间定性特征,导致参量优化控制不够灵活,对于轧制过程类似的多参量耦合过程而言,无法揭示系统特征和实现工程应用。数据模型可对轧制工艺参数动态稳定性影响机理进行补充,但单纯依赖海量数据挖掘隐层关系会降低运算效率,使模型缺乏目标驱动性。鉴于上述分析,笔者融合数据挖掘和机理研究的特点,基于工艺参数对设备运行稳定性影响机理建立轧制状态数据预测模型。图4为模型整体框架流程图。

为确定模型关系参数,分析了板带轧机结构振动失稳机理,轧机系统能量转化机制如图5所示。可以看出,工艺参数影响系统能量转化参量,导致各

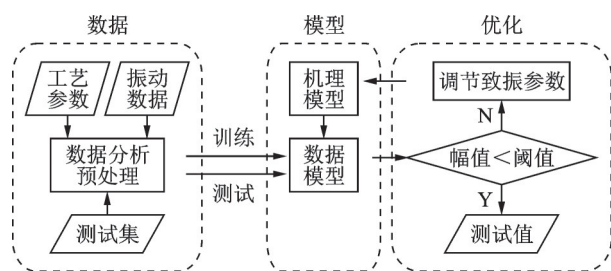


图4 模型整体框架流程图

Fig.4 Flow chart of the overall framework

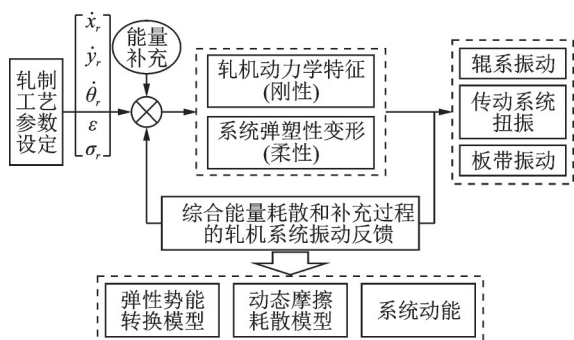


图5 轧机系统能量转化机制

Fig.5 Energy conversion mechanism of rolling mill system

种轧机失稳问题。轧制过程运行失稳主要原因是系统内部能量转化为轧制系统有害动能,轧制工艺参数设定值影响系统内部能量转化过程。因此,笔者提出以工程生产数据预测设备状态的方法,通过分析工艺参数影响关系指导设备生产稳定性控制。

板带轧制界面能量转化主要受工艺参数影响。笔者根据文献[3-4,10]的研究结论,选取轧制速度、轧制力、前后张力、入口和出口厚度等参数作为网络的输入,设备运行状态为输出建立神经网络模型,揭示工艺参数对设备稳定性影响关系。在神经网络输入之前,利用贝叶斯网络将标签数据进行筛选,挑选标签正确的数据作为网络训练样本集合,建立贝叶斯神经网络数据模型,如图6所示。可以看出,本模

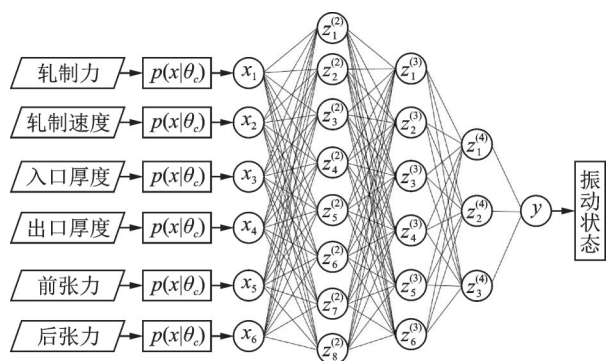


图6 数据模型

Fig.6 Data model

型利用贝叶斯分类器对选取的6个特征参数进行标签判断,再将数据传入到建立的神经网络中。神经网络包含3层隐藏层,可以对6个特征参数进行深度拟合。在多次测试中,无论是拟合率还是泛化性,该模型结构均表现最好。将预测得到的振动标量值输出,实现工艺参数和设备状态关系模型的初步确立。

4 数据模型预测和参数优化

4.1 垂直方向振动预测

笔者以轧机工作辊垂向振动状态为例,说明工艺参数-设备状态预测模型的准确性以及指导生产过程优化控制方案的可行性。选取用于训练数据模型的特征工艺参数和垂直方向振动测量数据,经贝叶斯分类器筛选得到420组数据,表1为垂直方向振动数据。将样本数据进行分类,测试集与训练集的比例为0.2,使用最小均方误差(mean squared error, 简称MSE)来判定数据模型的精准度。

表1 垂直方向振动数据

Tab.1 Vertical vibration data

轧制速度/ (m·s ⁻¹)	轧制力/ 10 ⁷ N	入口厚度/ cm	出口厚度/ mm	前张力/ MPa	后张力/ MPa	垂直振动 加速度/g
2.716	1 468	1.375	9.550	8.698	9.559	0.287
2.724	1 485	1.370	9.527	7.834	8.583	-0.110
2.725	1 481	1.375	9.523	8.229	8.795	-0.195
2.722	1 489	1.371	9.524	8.545	8.623	0.012
2.716	1 468	1.375	9.550	8.698	9.559	0.287
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
3.559	1 740	1.307	8.513	7.705	12.32	-0.409
3.561	1 722	1.310	8.527	9.623	12.45	0.372
3.565	1 727	1.308	8.537	8.992	12.63	0.146
3.560	1 731	1.305	8.527	6.933	12.62	-0.342
3.564	1 720	1.307	8.531	7.618	12.73	-0.031
3.569	1 746	1.290	8.518	6.616	12.38	-0.049
3.570	1 740	1.238	8.509	3.613	11.79	0.427

数据模型训练过程必须保证足够的迭代次数以提高模型准确率。训练过程设定数据迭代次数为100,数据集合正确率验证如图7所示。当迭代次数到达60以上时,集成学习器模型预测正确率达95%以上。图中基学习器模型准确率略低,相比而言,综合机理研究的集成学习器模型对轧机振动状态具有良好的预测效果。

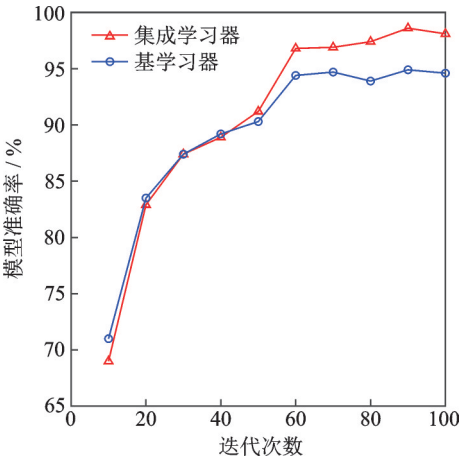


图7 数据集正确率验证
Fig.7 Validation of data set accuracy

数据模型训练完成后,分析工艺参数样本在模型中输出的振动状态结果,垂直振动的均方误差如图8所示。数据模型预测值和训练数据集实际测量值拟合率较高,当数据迭代次数达到80以上时,均方误差接近 10^{-5} ,具有较高的预测精度;当超过90次迭代时,均方差值有所上升。由此可见,该模型通过工艺参数预测设备状态精度的迭代次数并非越多越好,以80次迭代为宜。

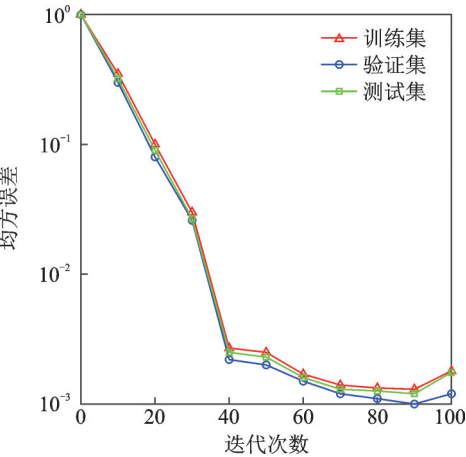


图8 垂直振动的均方误差
Fig.8 Mean square error of vertical vibration

应用集成学习器模型完成80次数据迭代,对预测试样本进行状态输出可获得模型测试集。图9为模型测试集与工业样本数据之间的分布关系。可以看出,垂直方向振动加速度预测值和实际值之间重合度较高,表明本模型对表征工艺参数与轧机振动之间的对应关系有效性较强,具备应用工业数据对设备状态进行预测的能力。

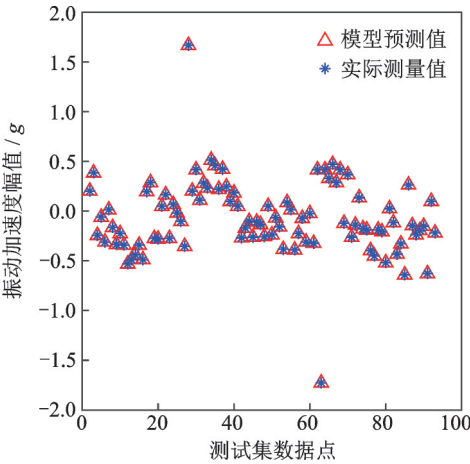


图9 模型测试集与工业样本数据之间的分布关系
Fig.9 Distribution relationship between test and industrial sample

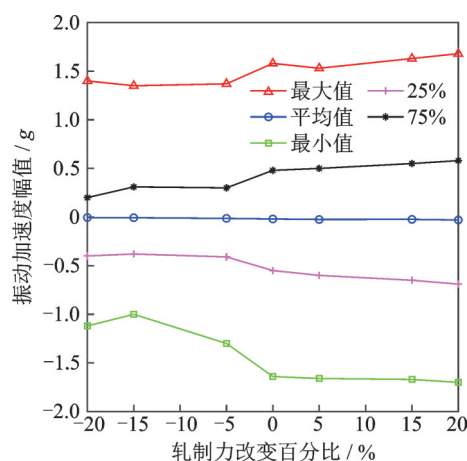
4.2 模型的参数分析

笔者选取垂直振动加速度样本数据的平均值、最小值、最大值、振动幅值的25%和75%为设备状态参量,分析工艺参数与振动数据之间分布特征。通过数据模型,训练获得轧机工作辊振动状态与选取的6种工艺参数之间关系。垂直振动分析点数据如表2所示。可以看出,轧制力和轧制速度在不同振动强度时变化显著,表明板带轧制过程中能量转化受轧制力和轧制速度影响明显,这与机理分析结果良好相互印证。可见,轧制速度和轧制力是影响设备稳定性的重要因素,其合理设计对控制轧机振动具有重要作用。

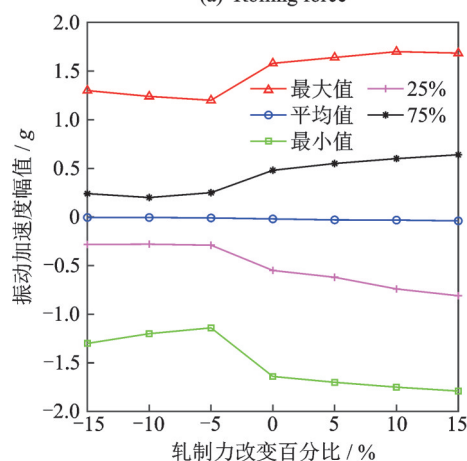
表2 垂直振动分析点数据
Tab.2 Data of vertical vibration analysis

轧制速度/ (m·s ⁻¹)	轧制力/ 10 ⁷ N	入口厚度/ cm	出口厚度/ mm	前张力/ MPa	后张力/ MPa	垂直振动 加速度 幅值/g
3.197	1 719	1.330	8.367	12.14	12.25	-0.116
2.866	1 664	1.325	8.418	8.192	12.71	-1.727
3.412	1 698	1.329	8.527	7.890	12.55	-0.539
2.947	1 694	1.326	8.354	11.02	12.38	0.492
2.947	1 634	1.332	8.434	10.88	12.60	1.666

笔者进一步研究了轧制力和轧制速度的合理控制范围。图10为工艺参数影响分析。保持其他参数不变,以变化百分比0为基础预测点,如图10(a)所示,轧制力减小5%~10%,垂直振动向幅值变低



(a) 轧制力
(a) Rolling force



(b) 轧制速度
(b) Rolling speed

图10 工艺参数影响分析

Fig.10 Analysis of process parameters

的方向收缩,可获得良好的垂直振动抑制效果。如图10(b)所示,增加轧制速度,辊系振动未发生较大变化,而降速5%,加速度幅值为0.7g,振动抑制效果明显。

4.3 轧制规程优化

综合轧制力和轧制速度的定量分析发现,适当降低轧制速度和轧制力可以改善垂直振动。当轧制速度增加12%、轧制力增加15%时,振动剧烈。因此,将轧制速度控制在4.1 m/s,轧制力保持在2 kt以内,可以保证轧制过程相对稳定。根据数据关系,工艺参数协同优化关系如图11所示。可以看出,对本轧机轧制工艺设定时轧制速度减小8%,轧制力降低10%,垂直振动将降到0.67g以内,轧机振动抑制效果显著。

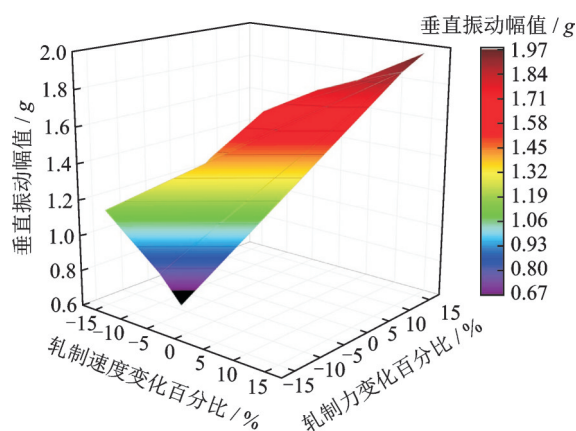


图11 工艺参数协同优化

Fig.11 Collaborative optimization of process parameters

5 结论

1) 搭建了机理数据双向驱动的贝叶斯神经网络数据模型,通过训练采集和处理后的轧制工业数据,建立了板带生产过程关键工艺参数与轧机工作辊垂向振动关系模型。

2) 数据训练和预测结果表明,通过双向驱动的贝叶斯神经网络数据模型可以实现工艺参数对轧机状态的高精度预测。

3) 通过数据模型分析各工艺参数对轧机振动的影响程度,确定影响轧辊振动的关键工艺参数为轧制力和轧制速度,通过模型输出结果确定了二者的合理控制区间。仿真结果表明,通过优化工艺参数可达到良好的振动抑制效果。

参 考 文 献

- [1] 张健民,单旭沂. 热轧产线智能制造技术应用研究——宝钢1580热轧示范产线[J]. 中国机械工程, 2020, 31(2): 246-251.
ZHANG Jianmin, SHAN Xuyi. Application of intelligent manufacturing technology in hot rolling production line—Bao Steel 1580 hot rolling demonstration production line [J]. China Mechanical Engineering, 2020, 31(2): 246-251. (in Chinese)
- [2] XU T, HOU D X, SUN Z N, et al. Vibration characteristics of multi-parametric excitations and multi-frequency external excitations of rolling mill under entry thickness fluctuation of strip [J]. Journal of Iron and Steel Research International, 2020, 27(5): 517-527.
- [3] 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, 21(1): 1-8.
ZHONG Jue, TANG Huaping. Recent advances in ul-

- trasonic motor using longitudinal and torsional vibration modes[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2002, 21(1):1-8. (in Chinese)
- [4] 张明, 彭艳, 孙建亮, 等. 2160mm 热连轧机组 F2 精轧机振动机理及测试[J]. 钢铁, 2016, 51(12): 103-111. ZHANG Ming, PENG Yan, SUN Jianliang, et al. Test of vibration on F2 of 2160 mm hot strip mill[J]. Iron & Steel, 2016, 51(12): 103-111. (in Chinese)
- [5] BRUSA E, LEMMA L, BENAASCIUTTI D. Vibration analysis of a sendzimir cold rolling mill and bearing fault detection [J]. Mechanical Engineering Science, 2009, 224: 1645-1653.
- [6] PENG Y, ZHANG M, SUN J L, et al. Experimental and numerical investigation on the roll system swing vibration characteristics of a hot rolling mill [J]. ISIJ International, 2017, 57(9):1567-1576.
- [7] 杨旭, 童朝南, 孟建基. 冷板带轧机含振动因素的轧制力模型[J]. 振动、测试与诊断, 2010, 30(4): 422-428. YANG Xu, TONG Zhaonan, MENG Jianji. Mathematical model of rolling force in the analysis of cold rolling chatter[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2010, 30(4):422-428. (in Chinese)
- [8] 孙建亮, 彭艳, 高亚南, 等. 热连轧机水平振动仿真与实验研究[J]. 中南大学学报(自然科学版), 2015, 46(12): 4497-4503. SUN Jianliang, PENG Yan, GAO Yanan, et al. Simulation and experiment of horizontal vibration of hot tandem rolling mill[J]. Journal of Central South University (Science and Technology), 2015, 46(12): 4497-4503. (in Chinese)
- [9] SHEN G X, LI M. Statically determinate characteristics of microdisplacement in a four-high mill [J]. Journal of Materials Processing Technology, 2009, 209(11):5002-5007.
- [10] 刘晓潞. 冷连轧过程自激振动建模及失稳机理研究[D]. 北京:北京科技大学, 2018.
- [11] LIU L, SHAO N, LIN M, et al. Hamilton-based adaptive robust control for the speed and tension system of reversible cold strip rolling mill [J]. International Journal of Adaptive Control and Signal Processing, 2019, 33(4):626-643.
- [12] KIM Y, PARK H. Development of a mathematical model for the prediction of vibration in a cold rolling mill including the driving system [J]. ISIJ International, 2015, 52(6): 1135-1144.
- [13] 贾涛, 安利娟, 曹永恒, 等. 生产数据记录分析系统软件在轧机上的应用[J]. 重型机械, 2011(4):49-51. JIA Tao, AN Lijuan, CAO Yongheng, et al. Application of production data recording and analyzing system software in mill[J]. Heavy Machinery, 2011(4):49-51. (in Chinese)
- [14] HWANG R, JO H, KIM K S, et al. Hybrid Model of Mathematical and Neural Network Formulations for Rolling Force and Temperature Prediction in Hot Rolling Processes[J]. IEEE Access, 2020, PP(99): 1-1.
- [15] 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):135-144. DONG Zhikui, LIANG Pengwei, ZHUO Chaoyue, et al. Vibration prediction of hot-rolled high-strength steel sheet mill based on DBN algorithm[J]. Mining and Metallurgical Engineering, 2020, 40(4): 135-144. (in Chinese)
- [16] ORDIERES J B, VERGARA E P, CAPUZ R S, et al. Neural network prediction model for fine particulate matter (PM_{2.5}) on the US-Mexico border in El Paso (Texas) and Ciudad Juárez (Chihuahua) [J]. Environmental Modelling & Software, 2005, 20(5): 547-559.
- [17] OZKAYA B, DEMIR A, BILGILI M S. Neural network prediction model for the methane fraction in biogas from field-scale landfill bioreactors [J]. Environmental Modelling & Software, 2007, 22(6): 815-822.



第一作者简介: 崔金星, 男, 1992 年 4 月生, 博士生。主要研究方向为板带轧机设备状态监控、高速板带轧机动力学模型机理和稳定性控制方法。
E-mail: 185246974@qq.com

通信作者简介: 彭艳, 男, 1971 年 11 月生, 博士、教授、博士生导师。主要研究方向为冶金装备技术数字化智能化和先进钢铁材料。
E-mail: pengyan@ysu.edu.cn