

装备与成套技术

基于稀疏自编码器与自组织映射网络的轧机颤振预警方法

时培明¹, 张逸伦¹, 彭荣荣², 刘奥运¹, 肖立峰¹

(1. 燕山大学 电气工程学院, 河北 秦皇岛 066004; 2. 南昌工学院 非线性动力学及应用研究中心, 江西 南昌 330108)

摘要: 颤振是轧机生产过程中常见的问题之一, 严重影响轧机的生产效率。为实现轧机颤振状态的实时监测, 预防轧机发生颤振, 提出了一种轧机颤振预警方法。该方法利用稀疏自编码器对轧机的振动数据进行降维融合, 并且通过自组织映射网络构建能够准确地反应轧机振动趋势的特征指标; 同时, 以轧机正常运行状态的数据为基准, 通过 3σ 准则设定合理有效的阈值。实验结果表明: 所构造的轧机振动趋势特征指标以及设定的报警阈值能够及时发现轧机振动趋势的变化, 并在振动达到峰值之前进行报警。最后, 将提出的 SAE-SOM 模型与 AE-SOM 模型进行比较, 结果表明, SAE-SOM 模型更加稳定且能够更早发现振动状态的异常变化。

关键词: 颤振; 轧机振动; 稀疏自编码器; 自组织映射网络; 预警

DOI: 10.13330/j.issn.1000-3940.2023.01.024

中图分类号: O332; TH113

文献标志码: A

文章编号: 1000-3940 (2023) 01-0171-08

Rolling mill chatter warning method based on sparse auto-encoder and self-organizing map network

Shi Peiming¹, Zhang Yilun¹, Peng Rongrong², Liu Aoyun¹, Xiao Lifeng¹

(1. School of Electrical Engineering, Yanshan University, Qinhuangdao 066004, China;

2. Nonlinear Dynamics and Application Research Center, Nanchang Institute of Science & Technology, Nanchang 330108, China)

Abstract: Chatter is one of the common problems in the production process of rolling mill, which seriously affects the production efficiency of rolling mill. Therefore, in order to monitor the chatter state of rolling mill in real-time and prevent the happening of chatter of rolling mill, a chatter warning method of rolling mill was proposed, which used the sparse auto-encoder to reduce the dimension of rolling mill vibration data and constructed the characteristic index that could accurately reflect the vibration trend of rolling mill through the self-organizing map network. At the same time, based on the data of normal running state for rolling mill, a reasonable and effective threshold value was set by 3σ criterion. The experimental results show that the constructed characteristic index of the vibration trend for rolling mill and the set alarm threshold value can detect the change of the vibration trend for rolling mill in time and give an alarm before the vibration reaches the peak value. Finally, compared with the AE-SOM model, the results show that the SAE-SOM model is more stable and can detect the abnormal changes in the vibration state earlier.

Key words: chatter; rolling mill vibration; sparse auto-encoder; self-organizing map network; warning

轧机在生产运行过程中, 经常出现频率在 125~250 Hz 的 3 倍频程颤振, 一旦起振振幅将迅猛增大, 将严重影响产品的质量, 并且剧烈振动对轧机本身也会造成损害, 严重时甚至会导致生产事故的发生, 威胁生命、财产安全^[1-2]。对此, 钢厂往往采取紧急制动或者降低轧制速度的方法未应对问题, 然而这将极大地影响轧机的生产效率^[3]。

颤振一般是由于轧制速度达到某个临界值时, 轧机因为自身结构以及轧制过程中的参数耦合而引发的自激振动^[4-6]。为了提高生产效率, 学者们对颤振做了大量研究, 主要集中在对轧机振动力学模型以及故障机理的分析上。杨晋玲等^[7]基于 Kelvin-Vogit 模型构建轧机的耦合动力学模型, 通过仿真分析发现, 第 5 阶固有频率会引起轧机产生强烈的自激振动, 高激励频率和低激励振幅有利于轧机系统运行的稳定性; 侯东晓等^[8]建立了一种垂直非线性参激振动模型, 通过分析轧机信号的幅频特性发现了阻尼系数以及辊系间非线性刚度与轧机垂直颤振的联系; 王桥医等^[9]建立了连轧机单机架轧机间的耦合振动系统模型, 并通过分析指出, 厚度不均匀

收稿日期: 2022-03-21; 修订日期: 2022-06-19

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (61973262); 河北省自然科学基金资助项目 (E2019203146); 中央引导地方科技发展资金项目 (216Z2102G); 江西省教育厅科学技术研究项目 (GJJ212504)

作者简介: 时培明 (1979-), 男, 博士, 教授

E-mail: spm@ysu.edu.cn

的带材将直接影响轧制力进而导致轧辊振动,并且降低了系统的稳定性。

在模型分析的基础上,学者们进一步寻找预防并抑制轧机颤振的方法。目前,抑制颤振的措施主要是调整轧机的结构和参数,比如安装振动阻尼器、调整润滑液特性以及机械间隙等^[10]。除了调整参数,利用控制理论对机电系统进行控制从而实现主动抑制颤振的方法也逐渐得到重视。闫晓强^[11]通过对轧机生产中的工艺参数等多项数据进行时频分析,据此设置二阶抑振器,对控制系统的参数进行优化;王鑫鑫等^[12]通过扩张状态观测器估计诱发轧机振动的扰动总和,并将其等效输入至机电控制系统,对控制信号进行补偿,从而实现抑制颤振的目的。然而,轧机系统的输入和输出之间的关系复杂,一个输入量的变化可能造成多个输出量的变化,这种多参数间存在复杂耦合关系的不确定性系统,难以构建准确的机理模型,同时,也很难找到普遍适用的措施以确定并排除轧机颤振,因此,准确掌握当前轧机的振动状态并及时采取有效措施成为了另一个预防轧机颤振的途径^[13]。

随着传感器以及计算机等技术的快速发展,智能监测技术如今已被广泛应用于包含宝山钢铁股份有限公司在内的国内多家大型钢厂的生产现场,其主要通过对轧机振动以及各种工艺参数进行实时监测,并利用神经网络等算法从中挖掘得到能够反映轧机振动规律的信息,以实现振动的早期预测^[14]。米凯夫等^[15]通过小波和小波分形技术对轧机的振动信号进行分析,结果显示,其在颤振初期便能察觉轧机颤振现象;Lu X 等^[16]通过数据驱动的方法,利用极限梯度下降等方法对轧机振动进行预测,同时分析了各工艺参数对轧机振动的影响程度。

综上所述,本文提出一种稀疏自编码器与自组织映射网络相结合的轧机颤振预警方法。基于稀疏自编码器与自组织映射网络的自学习原始信号中表征轧机振动状态的关键信息,同时对特征计算最小量化误差构建特征指标,以方便对轧机的振动状态进行监测;最后,结合 3σ 准则设置报警阈值,一旦连续超过阈值则立即报警。实验结果证明,该方法能够实时监测轧机的振动状态,为预防轧机的剧烈颤振提供了一种新思路。

1 基于稀疏自编码器的特征提取

自编码器 (Auto-encoder, AE) 是一种典型的深度学习算法,具有十分优秀的无监督特征提取功能,被广泛应用于故障诊断和图像处理等领域^[17]。

自编码器的主要结构如图 1 所示,由编码器和解码器两部分组成:编码器将高维原始数据进行降维,实现特征提取;解码器将低维数据还原为高维数据,实现数据的重构。

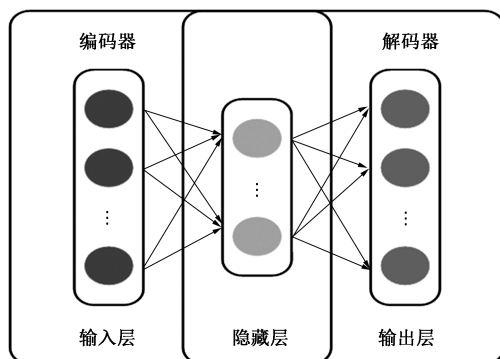


图 1 自编码器主要结构

Fig. 1 Main structure of AE

然而在使用自编码器的过程中,十分容易出现过拟合的情况,通过在自编码器模型中加入稀疏表示的约束条件^[18]形成稀疏自编码器 (Sparse Auto-encoder, SAE),提高了模型的泛化能力。本文选用 KL 散度作为稀疏约束,KL 散度是一个衡量两个分布之间相似性的指标。当两个概率分布越相似时,它们之间的 KL 散度越接近于 0。

稀疏自编码器的具体训练过程如下,流程图如图 2 所示。

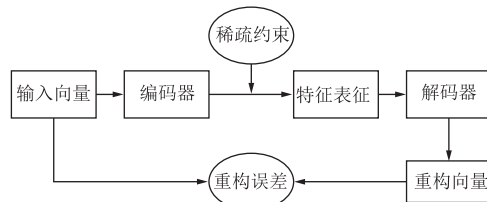


图 2 稀疏自编码器训练流程

Fig. 2 Training process of SAE

(1) 初始化权值 W_1 和 W_2 以及偏置向量 B_1 和 B_2 , 将原始数据 X 输入稀疏自编码器中, 经过编码器和激活函数 $f(\cdot)$ 得到降维后的数据 Z , 然后再经过解码器得到重构数据 X' , 见式 (1) 与式 (2)。

$$Z = f(W_1 X + B_1) \quad (1)$$

$$X' = f(W_2 Z + B_2) \quad (2)$$

(2) 加入稀疏约束条件, 用 a_j 表示隐藏层神经元 j 的激活值, 对于输入 X , 可以得到隐藏层神经元 j 的平均激活值 $\hat{\rho}_j$:

$$\hat{\rho}_j = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n a_j(x_i) \quad (3)$$

式中: x_i 为输入向量中的第 i 个单位, $i=1, \dots, n$;

n 为训练样本的数量。

由于响应活跃的神经元个数很少，对于所有输入 \mathbf{X} ，隐藏层神经元 j 的平均激活值 $\hat{\rho}_j$ 应是一个较小的值，近似于一个可设定的超参数 ρ ，可通过 KL 散度公式（式（4））实现：

$$D_{KL}(\rho \parallel \hat{\rho}_j) = \rho \log \frac{\rho}{\hat{\rho}_j} + (1 - \rho) \log \frac{1 - \rho}{1 - \hat{\rho}_j} \quad (4)$$

式中： $D_{KL}(\cdot)$ 为计算得到的 KL 散度。

（3）构建损失函数，稀疏自编码器的整体损失函数 $Loss_{SAE}$ 可以表示为：

$$Loss_{SAE} = Loss_r + \beta \sum_{N=1}^k \sum_{j=1}^{s_N} D_{KL}(\rho \parallel \hat{\rho}_j^{(N)}) \quad (5)$$

$$Loss_r = \|\mathbf{X} - \mathbf{X}'\| \quad (6)$$

式中： β 为稀疏惩罚项的权重系数； $\hat{\rho}_j^{(N)}$ 为第 N 层隐藏层中神经元 j 的平均激活值， $j=1, \dots, s_N$ ， $N=1, \dots, k$ ； k 为自编码器神经网络隐藏层层数； s_N 为第 N 层隐藏层的神经元数量。

（4）采用迭代优化算法对模型参数进行优化，将 \mathbf{W}_1 、 \mathbf{W}_2 、 \mathbf{B}_1 、 \mathbf{B}_2 等关键参数调整至最佳值。

2 基于自组织映射网络的特征融合

自组织映射（Self-organizing Map, SOM）网络作为一种聚类和高维可视化的无监督学习算法，其不管是在结构上还是功能上均仿照了人体大脑皮层中的神经元，拥有聚类功能、自组织功能和自学习功能^[19-20]。SOM 网络的二维网络结构的主要拓扑结构如图 3 所示，由输入层和竞争层两个部分组成，层与层之间相互连接，竞争层神经元之间局部连接。

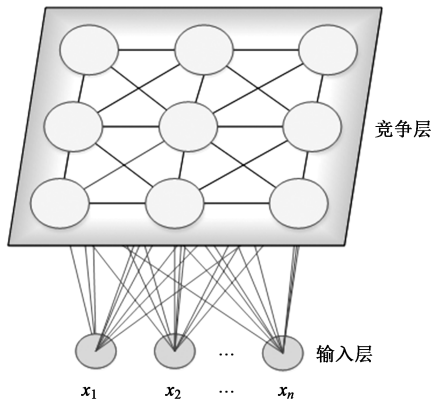


图 3 SOM 网络的二维拓扑结构

Fig. 3 Two-dimensional topology structure of SOM network

SOM 网络的训练流程具体为：

（1）将输入向量（ n 为输入层的神经元数量）

输入至输入层中。初始化输入层与竞争层之间的权值（ m 为竞争层的神经元数量），建立初始优胜邻域，设定总的训练次数为 T ，竞争层的神经元数量通常设置为^[21]：

$$m = 5\sqrt{n} \quad (7)$$

（2）遍历竞争层中每一个节点，计算输入向量与竞争层每个神经元权值向量的距离，选取距离最小的节点作为优胜节点。距离的计算公式为：

$$d_p = \|\mathbf{X} - \mathbf{W}_p\| = \sqrt{\sum_{i=1}^m [x_i - w_{pi}(t)]^2} \quad (8)$$

式中： d_p 为竞争层中第 p 个神经元与输入向量之间的距离； \mathbf{W}_p 为竞争层中第 p 个神经元的权值向量， $p=1, 2, 3, \dots, m$ ； $w_{pi}(t)$ 为第 t 次迭代时输入向量中第 i 个神经元与竞争层中第 p 个神经元之间的权值。

（3）以优胜节点为中心更新得到第 t 次迭代的优胜邻域 $N_p(t)$ ，确定优胜邻域包含的节点。优胜邻域的更新公式为：

$$N_p(t) = N_p(t-1) \times \left(1 - \frac{t}{T}\right) \quad (9)$$

（4）对优胜邻域内所包含节点的权值进行调整：

$$w_{pi}(t+1) = w_{pi}(t) + \eta(t)[x_i - w_{pi}(t)] \quad (10)$$

$$\eta(t+1) = \eta(t) \times \left(1 - \frac{t}{T}\right) \quad (11)$$

式中： $\eta(t)$ 为第 t 次迭代时的学习率，学习率的初始值为 0~1 之间的随机数，随着时间逐渐变小。

（5）判断是否达到训练结束的条件，若未达到则返回步骤（2），进入下一次迭代。

SOM 网络在训练过程中，权重向量被吸引至输入空间中的高密度区域，并根据其与输入向量之间的距离分类，其中在 SOM 网络所有竞争层神经元的权值向量中，将与输入向量距离最小的竞争层神经元定义为最佳匹配单元（Best Matching Unit, BMU）。在轧机平稳运行时，SOM 网络的最佳匹配单元逐渐聚集在同一区域；当轧机振动趋势出现异常时，反应当前振动趋势的最佳匹配单元会与正常状态的匹配单元区出现偏离^[22]。因此，轧机颤振预警可以基于偏离正常状态空间的量化误差实现，具体评估过程如下。

首先，利用正常状态下的数据对 SOM 网络进行训练，训练结束后将得到正常状态下的权值向量。将新获取的状态监测数据输入至训练后的 SOM 网络中，此时输入向量的最佳匹配单元与输入向量之间的距离本质为此时输入向量偏离正常状态的距离，将其定义为最小量化误差 MQE ：

$$MQE = \|X - W_{BMU}\| \quad (12)$$

式中: W_{BMU} 为 BMU 的权值向量。

MQE 值越大, 表示此时偏离正常状态的距离越大, 越接近颤振发生。

3 轧机颤振实时监测系统

为了有效监测轧机的振动状态, 设计了一套轧机颤振实时监测系统, 具体结构如图 4 所示。振动信号采用加速度传感器采集, 加速度传感器布点分别位于轧机上、下工作辊以及支撑辊滚动轴承处, 标记为 UWR、LWR、UBR、LBR。利用信号采集系统收集传感器所得数据并将其存入服务器中, 随后利用训练好的 SAE-SOM 轧机颤振预警模型对所得数据进行分析处理, 并对轧机当前的振动状态进行诊断。SAE-SOM 轧机颤振预警模型训练以及分析数据的步骤如图 5 所示, 具体步骤为:

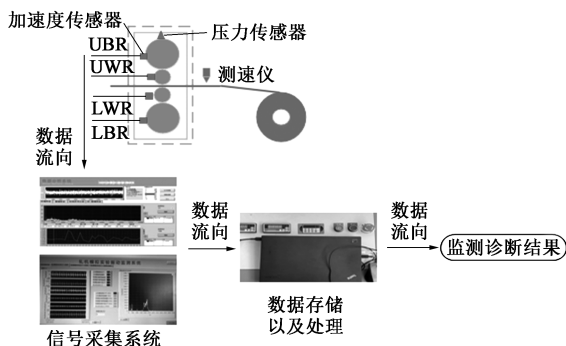


图 4 轧机颤振实时监测系统

Fig. 4 Real-time monitoring system for rolling mill chatter

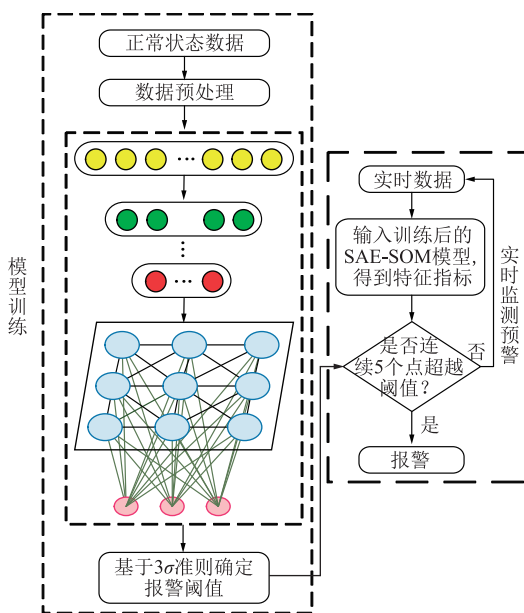


图 5 轧机颤振预警模型

Fig. 5 Chatter early warning model of rolling mill

(1) 利用服务器中所存储的轧机正常运行状态数据作为训练集数据, 并对其进行预处理。

(2) 将预处理后的正常状态数据输入 SAE 中, 经过多次训练得到正常状态数据的特征向量。随后, 将特征向量输入至 SOM 网络中, 多次训练更新权值后得到正常状态下的权值向量。

(3) 计算正常状态部分的 MQE 值, 利用 3σ 准则确定阈值区间为 $[\mu - 3\sigma, \mu + 3\sigma]$, 其中 μ 、 σ 分别为正常状态部分 MQE 值的均值与标准差。

(4) 将轧机实时振动信号输入训练后的 SAE-SOM 模型, 计算 MQE 值。当 MQE 值连续多次超出报警阈值时, 则判定为异常状态, 触发报警。

4 实验与验证

4.1 振动信号数据采集

实验采用基于轧机实际操作系统单机架四辊轧机振动实验台, 其具体结构如图 6 所示。此实验平台包括驱动部分和机座部分: 驱动部分包含驱动电机、减速齿轮箱、齿轮基座; 机座部分包含上下工作辊及支撑辊、水平及垂直方向激振器、加载驱动电机、压力传感器。激振器通过输入不同的信号模拟可以产生不同的振动波形以及振动频率, 同时利用轧机实验平台的控制平台, 可以调整轧机的运行速度以及附加载荷大小。振动信号采用加速度传感器实时采集, 所测得的信号经过信号采集系统传输至电脑中进行储存, 采样频率为 10240 Hz, 采样时间为 60 s。

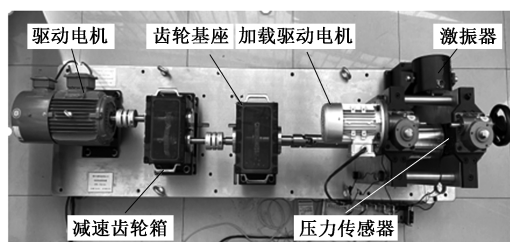


图 6 轧机实验平台

Fig. 6 Rolling mill experiment platform

轧制速度是造成颤振的最主要因素, 图 7 展示了轧机的轧制速度对不同位置振动幅值均值的影响, 每个节点表示此位置在该轧制速度下振动幅值的均值, 其中振动幅值为加速度传感器所采集的数据。从图 7 中可以发现, 位置 UWR (即上工作辊滚动轴承处) 的加速度传感器的变化幅度最大, 说明其对轧制速度的变化最为敏感, 因此, 选用此位置的加速度传感器的数据用于后续研究。

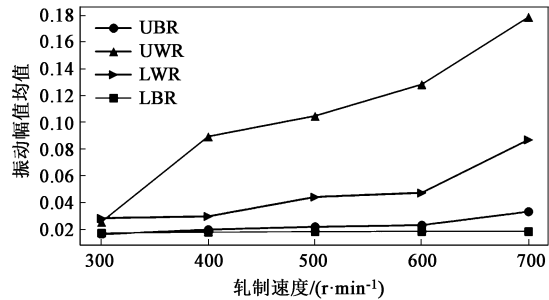


图 7 轧机的时序振动数据

Fig. 7 Time sequence vibration data of rolling mill

本文将在变载荷以及变转速的多种工况下进行验证，载荷 F 分为两个等级 A、B，其中 A 代表空载，B 代表附加载荷为 100 N；轧制速度分别设置为 600、900 和 1200 $\text{r} \cdot \text{min}^{-1}$ ，分别标记为 1、2、3；在轧机运行过程中添加 0、10、30 和 60 Hz 的激励频率，划分为轧机振动的 4 个状态，即正常、轻微、中度、强烈，分别标记为 a、b、c、d。

本文将轧制速度为 600 $\text{r} \cdot \text{min}^{-1}$ 、无载荷、无激励以及轧制速度为 600 $\text{r} \cdot \text{min}^{-1}$ 、载荷为 100 N、无激励，即 A1a 和 B1a 两种工况，设定为正常状态用于训练，分别单独采样 3 次，共 180 s 数据。为检验 SAE-SOM 轧机颤振预警系统的效果，表 1 列举了 2 组 60 s 的数据，样本作为测试集用于测试模型的性能时，该样本模拟轧机在提高轧制速度及变载荷时，模拟从正常轧制状态演化为强烈颤振。测试集数据如图 8 所示，从图 8 中可以清楚地看到，轧机的振动状态在初期变化并不明显，当轧制速度以及激励逐渐变大后，振动状态由正常状态演变为强烈振动。

表 1 测试集数据

Table 1 Data of test set

测试集样本编号	数据详情
dataA_test	A1a → A1b → A2c → A3d
dataB_test	B1a → B1b → B2c → B3d

4.2 模型训练与结果分析

部分训练集的数据如图 9 所示，从图 9 中可以发现数据中存在极多的异常值，这将对后续确定阈值的工作产生影响，利用 Smoothed z-score 算法^[23]对数据进行预处理，随后将数据切割为 450 个长度为 4096 的数据段。将预处理后的数据输入 SAE-SOM 轧机颤振预警模型中进行 50 次训练，利用 3σ 准则对每个训练样本数据进行单独计算，将计算均值作为阈值，模型的具体参数见表 2。为了凸显本

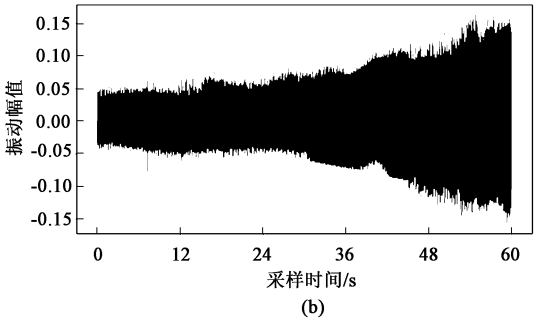
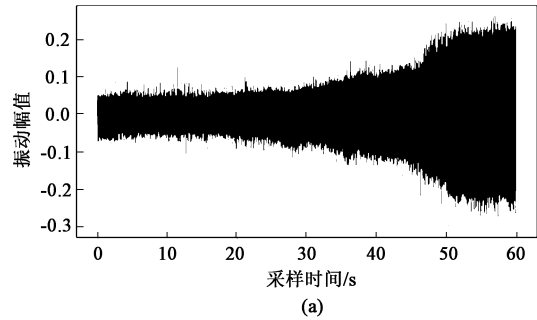


图 8 测试集数据图

(a) dataA_test (b) dataB_test

Fig. 8 Data diagrams of test sets

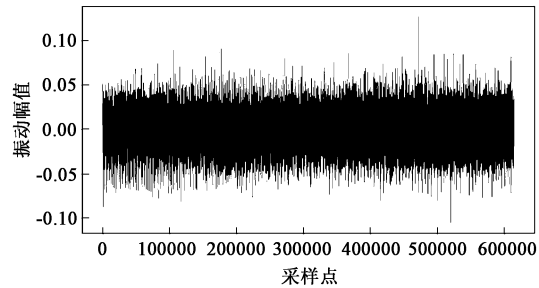


图 9 训练集样本数据

Fig. 9 Sample data of train set

表 2 SAE-SOM 模型的主要参数

Table 2 Main parameters of SAE-SOM model

参数	数值
SAE 网络结构（输入层-隐藏层-输出层）	4096-2048-512-128-32
SAE 迭代次数	50
SAE 学习率	1×10^{-5}
稀疏惩罚项权重系数	3
ρ	0.05
SOM 网络输入层节点数量	32
SOM 网络竞争层节点数量	20
SOM 网络迭代次数	2000
SOM 网络学习率	0.05
初始优胜邻域半径	10

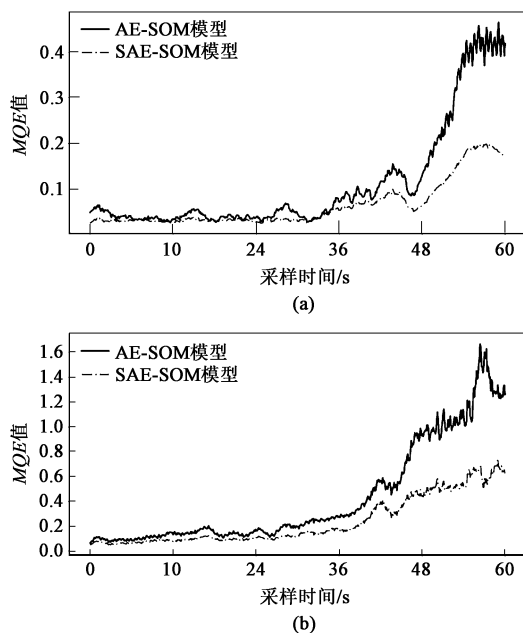
文模型的优势, 将 AE-SOM 模型与本文的 SAE-SOM 轧机颤振预警模型进行对比, 阈值计算结果如表 3 所示。

表 3 阈值计算结果

Table 3 Calculation results of threshold value

工况	阈值	
	AE-SOM 模型	SAE-SOM 模型
A1a	0.0612	0.0492
B1a	0.3870	0.2040

训练完成后, 首先将两组测试样本进行同样的预处理, 随后分别输入对应训练后的 SAE-SOM 以及 AE-SOM 模型中, 计算 MQE 值, 使用滑动平均窗口方法对结果进行滑动平均处理, 其中滑动窗口的宽度为 8, 结果如图 10 所示, 图 10 中展示了通过不同模型构造得到的 MQE 值曲线。从图 10 中可以发现, MQE 值曲线的变化随着采样时间逐渐变大, 与图 8 中的振动趋势变化十分接近, 这说明了利用 MQE 值作为特征指标能够准确地反映轧机振动趋势的变化。

图 10 不同测试集的 MQE 值曲线计算结果

(a) dataA_test (b) dataB_test

Fig. 10 Calculation results of MQE value curves in different test sets

由于测试样本中轧机振动的变化趋势均呈单调性, 为进一步说明本文方法的优越性, 利用 MON 值^[24]对两个模型进行评价, MON 值是一种常用的曲线单调性评价指标, 其值越大表示曲线单调性越强。计算结果如表 4 所示, 从表 4 中可以

表 4 单调性对比结果

Table 4 Comparison results of monotonicity

测试集样本	MON 值	
	AE-SOM 模型	SAE-SOM 模型
dataA_test	0.359	0.546
dataB_test	0.492	0.538

看出, SAE-SOM 模型的两种测试集的 MON 值分别为 0.546 和 0.538, 明显高于 AE-SOM 模型的 0.359 和 0.492, 从而可以得知 SAE-SOM 模型的 MQE 值曲线的单调性优于 AE-SOM 模型, 结合图 10 可以发现, AE-SOM 模型得到的 MQE 值曲线与 SAE-SOM 模型的相比, 其波动性更强且不稳定, 这可能将导致出现预警误报。

最后, 为了验证本文所得到的阈值是否合理, 采用测试集数据进行验证。图 8 显示轧机大概在 50 s 左右达到振动峰值, 而根据表 3 中 AE-SOM 和 SAE-SOM 模型训练得到的阈值, 结合图 11 和图 12 中可以发现, 在颤振达到峰值 10 s 之前即在颤振早期均已触发报警, 这证明了所设阈值合理有效。通过进一步对比发现, AE-SOM 模型分别在 36.2 s 和 40.1 s 触发报警, 并早期出现多次误报, SAE-SOM 模型的报警时间相比 AE-SOM 模型分别提前了 1.7 和 1.6 s, 并且未出现误报, 进一步突出本文 SAE-SOM 模型的优越性。

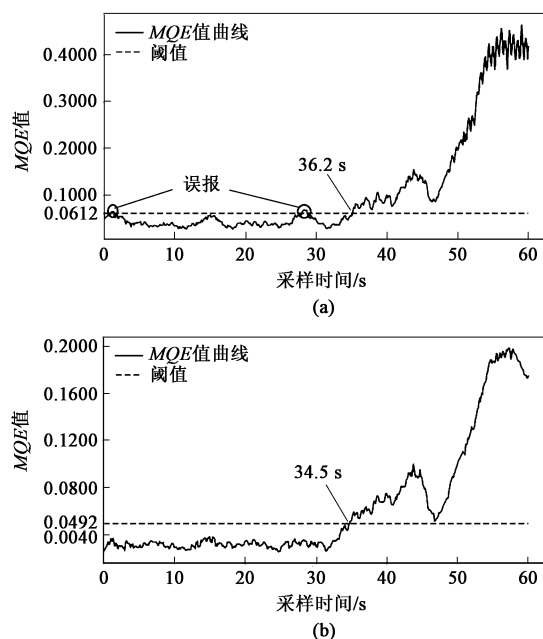


图 11 基于不同模型的 dataA_test 样本的预警结果

(a) AE-SOM 模型 (b) SAE-SOM 模型

Fig. 11 Early warning results of dataA_test samples based on different models

(a) AE-SOM model (b) SAE-SOM model

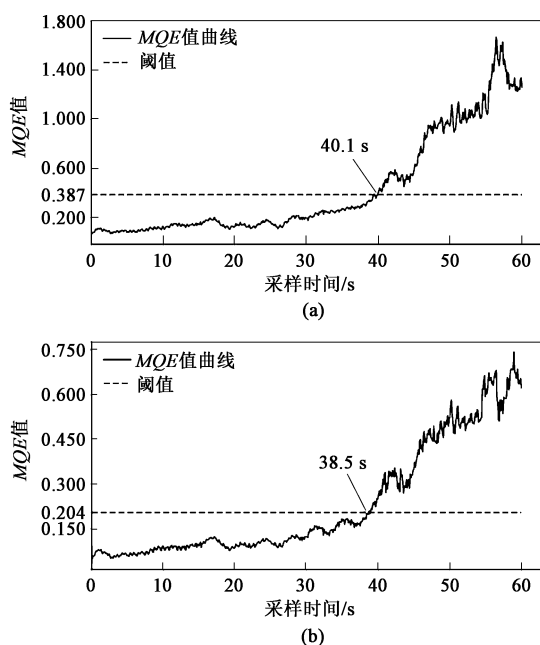


图 12 基于不同类型模型的 dataB_test 样本的预警结果
(a) AE-SOM 模型 (b) SAE-SOM 模型

Fig. 12 Early warning results of dataB_test samples
based on different models
(a) AE-SOM model (b) SAE-SOM model

5 结论

(1) 本文提出一种基于稀疏自编码器与自组织映射网络的轧机颤振预警方法。该方法构建得到的轧机振动特征指标可以准确地反映轧机的振动变化。通过与 AE-SOM 模型进行对比, 本文提出的 SAE-SOM 模型具有更好的泛化与自适应能力, 同时其构造得到的特征指标曲线更加稳定, 能够有效地避免早期出现误报。

(2) 结合 3σ 准则制定合理的阈值, 其与固定阈值相比更加灵活可靠, 在轧机颤振早期触发警报, 及时通知操作人员采取措施。通过与 AE-SOM 模型进行对比, 本文提出的 SAE-SOM 模型对轧机振动趋势的变化更敏感, 能够更早发现轧机的异常振动状态, 报警时间提前接近 2 s。

参考文献:

[1] 林鹤, 邹家祥, 岳海龙. 四辊冷轧机第三倍频程颤振 [J]. 钢铁, 1999, (12): 56-59.
Lin H, Zou J X, Yue H L. Chatter in the third frequency range of four-high cold mill [J]. Iron and Steel, 1999, (12): 56-59.
[2] 邢德茂, 姚利辉, 李学通. 2030 mm 冷连轧机组板形预报及影响因素研究 [J]. 塑性工程学报, 2021, 28 (3): 210-

216.

Xing D M, Yao L H, Li X T. Research on shape prediction and influencing factors of 2030 mm tandem cold rolling mill [J]. Journal of Plastic Engineering, 2021, 28 (3): 210-216.
[3] 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 review on vibration of cold strip mill [J]. Journal of Iron and Steel Research, 2007, 19 (10): 6-10, 39.
[4] Tlustý J, Chandra G, Critchley S, et al. Chatter in cold rolling [J]. CIRP Annals-Manufacturing Technology, 1982, 31 (1): 195-199.
[5] 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, 22 (1): 1-8.
Zhong J, Tang H P. Vibration problems of high speed rolling mill—Study on coupling dynamics of complex electromechanical system [J]. Journal of Vibration, Measurement & Fault, 2002, 22 (1): 1-8.
[6] 王长松, 陈志健, 陈先霖. 冷带轧机颤振现象的分析与仿真 [J]. 北京科技大学学报, 1991, (1): 15-19.
Wang C S, Chen Z J, Chen X L. Analysis and simulation of chatter in cold strip mill [J]. Journal of University of Science and Technology Beijing, 1991, (1): 15-19.
[7] 杨晋玲, 段牧忻. 轧机垂直振动特性研究及测试分析 [J]. 锻压技术, 2021, 46 (7): 229-236.
Yang J L, Duan M X. Research and test analysis of vertical vibration characteristics of rolling mill [J]. Forging & Stamping Technology, 2021, 46 (7): 229-236.
[8] 侯东晓, 陈浩, 刘彬, 等. 轧机辊系垂直非线性参数激励振动特性分析 [J]. 振动与冲击, 2009, 28 (11): 1-5.
Hou D X, Chen H, Liu B, et al. Analysis of vertical nonlinear parametric vibration characteristics of rolling mill roll system [J]. Vibration and Impact, 2009, 28 (11): 1-5.
[9] 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. Model establishment and simulation analysis of coupled vibration system between stands of continuous rolling mill based on roll system multi-mode mode [J]. Journal of Central South University: Science and Technology, 2020, 51 (10): 2834-2843.
[10] 彭艳. 冶金轧制设备技术数字化智能化发展综述 [J]. 燕山大学学报, 2020, 44 (3): 218-237.
Peng Y. Review on digital and intelligent development of metallurgical rolling equipment technology [J]. Journal of Yanshan University, 2020, 44 (3): 218-237.
[11] 闫晓强. 热连轧机机电液耦合振动控制 [J]. 机械工程学报, 2011, 47 (17): 61-65.
Yan X Q. Electromechanical hydraulic coupling vibration control of hot strip rolling mill [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2011, 47 (17): 61-65.
[12] 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]. Vibration and Shock, 2019, 38 (5): 1-6.
- [13] 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, Zhuo C Y, et al. Research on vibration prediction of hot rolled high strength steel sheet mill based on DBN algorithm [J]. Mining and Metallurgy Engineering, 2020, 40 (4): 135-141, 144.
- [14] 万年红, 姚寿军, 全基哲, 等. 带钢振动纹测试和预警系统 [J]. 钢铁研究学报, 2012, (S1): 36-39.
- Wan N H, Yao S J, Quan J Z, et al. Strip steel vibration crack test and early warning system [J]. Journal of Iron and Steel Research, 2012, (S1): 36-39.
- [15] 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]. 北京科技大学学报, 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]. Journal of Beijing University of Science and Technology, 2013, 35 (8): 1064-1071.
- [16] Lu X, Sun J, Song Z, et al. Prediction and analysis of cold rolling mill vibration based on a data-driven method [J]. Applied Soft Computing, 2020, 96: 106706.
- [17] 胡昭华, 宋耀良. 基于 Autoencoder 网络的数据降维和重构 [J]. 电子与信息学报, 2009, 31 (5): 1189-1192.
- Hu Z H, Song Y L. Data dimensionality reduction and reconstruction based on autoencoder network [J]. Journal of Electronics and Information, 2009, 31 (5): 1189-1192.
- [18] Li Y, Ren J, Liu J, et al. Deep sparse autoencoder prediction model based on adversarial learning for cross-domain recommendations [J]. Knowledge-Based Systems, 2021, 220 (20): 106948.
- [19] Kohonen T. The self-organizing map [J]. IEEE Proc Icn, 1990, 1 (1-3): 1-6.
- [20] Pan Y, Hong R, Chen J, et al. Hybrid DBN-SOM-PF-based prognostic approach of remaining useful life for wind turbine gearbox [J]. Renewable Energy, 2020, 152 (6): 138-154.
- [21] Hong S, Zhou Z, Zio E, et al. Condition assessment for the performance degradation of bearing based on a combinatorial feature extraction method [J]. Digital Signal Processing, 2014, 27 (1): 159-166.
- [22] 李一青, 瞿艳阳, 郎倩, 等. 基于多特征融合的轧机自激振动预警方法 [J]. 振动. 测试与诊断, 2013, 33 (S1): 141-144, 226.
- Li Y Q, Zi Y Y, Lang Q, et al. Early warning method of rolling mill self-excited vibration based on multi feature fusion [J]. Vibration. Test and Diagnosis, 2013, 33 (S1): 141 - 144, 226.
- [23] 高萌, 吴海锋, 沈勇, 等. 捣固车磁力信号峰值降噪整形检测方法研究 [J]. 传感技术学报, 2020, 33 (4): 546-551.
- Gao M, Wu H F, Shen Y, et al. Research on peak value noise reduction and shaping detection method of magnetic signal of tamping truck [J]. Journal of Sensing Technology, 2020, 33 (4): 546-551.
- [24] Guo L, Li N, Jia F, et al. A recurrent neural network based health indicator for remaining useful life prediction of bearings [J]. Neurocomputing, 2017, 240 (C): 98-109.

关于中国机械工程学会塑性工程分会发展会员的通知

中国机械工程学会塑性工程（锻压）分会成立于 1963 年，是全国性的锻压科学技术工作者的学术性社会团体，是依法登记的法人社团。经本会理事会研究决定：凡承认本会章程并符合条件者，可申请为本会会员。

会员的权利与义务：1. 颁发个人/团体会员证书及铜牌，铜牌由秘书处统一制作并颁发，可申请定制；2. 参加本学会组织的年会会议费可享受适当优惠；3. 优先参加本会组织举办的国内外有关学术活动和其他活动；4. 优先获得本会的有关学术资料，免费获赠全年学会会刊《锻压技术》杂志；5. 在学会网站主页进行企业宣传、logo 链接；6. 享有本会的选举权、被选举权和表决权；7. 接受本会委托，进行论证、评议、咨询等工作；8. 享有入会、退会的自由。

申请手续：提交入会申请表。申请个人会员，需填写《个人会员入会申请表》，同时提交“个人身份证复印件”、“一寸免冠照片两张”。申请团体会员，需填写《团体会员入会申请表》，同时提交“法人登记证书复印件”。材料均需一式一份寄至学会秘书处，并以电子邮件方式将表格发送至我会邮箱；也可登陆学会网站，进行在线注册。经审批通过后，将及时通知申请单位或个人。会员缴纳会费后正式登记，由学会秘书处颁发会员证书。

地 址：北京市海淀区学清路 18 号 707 室塑性工程分会 **联系人：**李佳盈、秦思晓、周 林、金 红

电 话：010-62912592 **传 真：**010-62912592 **邮 箱：**duanya@cmes.org **网 址：**http://www.cstp-cmes.org.cn

中国机械工程学会塑性工程分会