李欣, 但斌斌, 刘洋,等. 基于 SSA 与 Inception-BiLSTM 的连铸机零段基座故障预警研究[J]. 智能计算机与应用,2026,16(6):59-66. DOI:10.20169/j.issn.2095-2163.24101901

基于 SSA 与 Inception-BiLSTM 的连铸机零段基座故障预警研究

李 欣[1], 但斌斌[1], 刘 洋[2], 都李平[1], 肖林伟[3], 徐静雯[4]

(1 武汉科技大学 机械传动与制造工程湖北省重点实验室, 武汉 430081; 2 宝钢股份中央研究院(武钢有限技术中心), 武汉 430080; 3 温州理工学院 智能制造与电子工程学院, 浙江 温州 325035; 4 湖北大学 曼城联合学院, 武汉 430062)

摘 要: 连铸机零段基座的运行状态显著影响铸坯的高效稳定生产,因此,实现基于数据驱动的基座故障预警对连铸生产至关重要。本文提出一种结合奇异谱分析(SSA)与 Inception-BiLSTM 模型的故障预警方法,旨在实现基座状态的预测性辨识。该方法利用 SSA 对基座压力信号进行预处理,剔除干扰信息的同时保留数据关键特征,进而通过设计多通道、多尺度卷积核的 Inception 网络架构,从降噪后的压力时序信号中提取多尺度深层特征,并设计 BiLSTM 学习序列的前后时间依赖特性;进一步,以重构压力数据与真实压力数据之间的偏离度作为预警指标,并提出连续越限预警策略,实现对基座的准确故障预警。通过某炼钢厂零段基座实测压力数据对所提方法进行实验验证,实验结果表明:所提方法在预测精度上优于其他方法,并在零段基座故障预警应用中展现出高度稳定性和有效性。

关键词: 连铸机零段基座; 故障预警; 奇异谱分析; Inception 网络; BiLSTM

中图分类号: TF341.6 **文献标志码**: A **文章编号**: 2095-2163(2026)06-0059-08

Early warning study of zero-segment base failure of continuous casting machine based on SSA and Inception-BiLSTM

LI Xin[1], DAN Binbin[1], LIU Yang[2], DU Liping[1], XIAO Linwei[3], XU Jingwen[4]

(1 Hubei Key Laboratory of Mechanical Transmission and Manufacturing Engineering, Wuhan University of Science and Technology, Wuhan 430081, China; 2 Baosteel Central Research Institute (Wuhan Iron and Steel Limited Technology Centre), Wuhan 430080, China; 3 School of Intelligent Manufacturing and Electronic Engineering, Wenzhou Institute of Technology, Wenzhou 325035, Zhejiang, China; 4 Hubei University Manchester Union College, Wuhan 430062, China)

Abstract: The operating condition of the zero-section base of the continuous casting machine significantly affects the efficient and stable production of cast billets, so the realisation of data-driven pedestal fault early warning is crucial for continuous casting production. This paper proposes a fault warning method that combines Singular Spectrum Analysis (SSA) and Inception-BiLSTM model, aiming to achieve predictive identification of the pedestal state. The method utilises SSA to pre-process the pedestal pressure signal to reject the interfering information while retaining the key features of the data, and then extracts the multi-scale deep features from the noise-reduced pressure time-series signal by designing a multi-channel, multi-scale convolutional kernel of the Inception network architecture and designs the before-and-after time-dependent characteristics of the BiLSTM learning sequences; furthermore, the deviation between the reconstructed pressure data and real pressure data is used as the warning indicator, and a continuous overrun warning strategy is proposed to achieve accurate fault warning for the pedestal. The proposed method is experimentally verified by the measured pressure data of zero-section pedestal in a steel plant, and the experimental results show that the proposed method is better than other methods in prediction accuracy, and shows a high stability and effectiveness in the application of zero-section pedestal failure warning.

Key words: continuous casting machine zero-section base; fault warning; singular spectrum analysis; Inception network; BiLSTM

基金项目: 湖北省重点研发计划项目(2023BAB046,2022BAA059); 湖北省中央引导地方科技发展资金项目(2020ZYYD022); 武汉市重点研发项目(2023010402010603)。

作者简介: 李 欣(1998—),男,硕士研究生。主要研究方向:数据分析与故障诊断。

通信作者: 肖林伟(1983—),男,博士,讲师。主要研究方向:机电系统控制。Email:wade311@126.com。

收稿日期: 2024-10-19

0 引 言

连铸机是炼钢生产过程中将熔融钢水转化为固态铸坯的核心设备[1]。作为连铸机零段的关键安装基准,基座在高温、高湿及重载等复杂环境下长期工作,易发生开口过大和沉降偏移等故障,从而引起基座所受压力的显著波动。因此,监测压力变化是基座运行状态最直接的表现。为了维持零段和 1# 段的精确对弧精度并降低铸坯外弧出现边裂的风险,对零段基座进行早期故障识别具有重要意义。

因压力传感器所处环境恶劣,其采集的时序数据通常充斥着大量噪声,并呈现非线性和非平稳性等特点,而故障特征往往深藏在背景噪声中[2]。为获取时序数据中的有效信息,排除噪声干扰,国内外学者提出众多分解降噪方法,诸如变分模态分解(VMD)[3-4]、小波分析(WA)[5]和奇异谱分析(SSA)[6]等均对时序数据起到有效降噪作用。然而,应用 VMD 直接对数据进行分解时,可能导致大量有效信息随噪声一同丢失[7];尽管 WA 具有对非平稳数据进行分解降噪的能力,但其降噪效果往往受到小波基和分解层等参数的影响[8]。而 SSA 的特点是无需先验条件并保护数据的关键特征,因此可作为分析和优化非线性、非平稳时序数据的有效手段[9]。

在时序数据异常检测领域,众多学者结合深度学习方法以深入挖掘时序数据中的内在关联特征[10]。其中,卷积神经网络(CNN)因其强大的特征提取能力被广泛应用。Kong 等学者[11]将 CNN 和门控循环单元相结合,利用 CNN 提取 SCADA 数据中的空间特征,有效实现对风力涡轮机的健康状态监测。Chang 等学者[12]提出一种并行结构的卷积神经网络,从多个尺度上提取故障特征,结果表明其故障识别效果明显优于单一的 CNN。

长短期记忆网络(LSTM)是对循环神经网络(RNN)的改进[13],通过其独特的门控机制在时序数据处理中展现出显著的优势。向玲等学者[14]运用卷积自编码器结合 BiLSTM 对风电机组齿轮箱进行状态监测,结果表明:与其他方法对比,该方法拥有更高的预警可靠性。Choi 等学者[15]采用 LSTM 网络来监测传感器状态,当核电厂参数在紧迫情况下发生剧烈波动时,该模型可利用提出的一致性指数,对传感器是否存在误差进行精确检测。游东东等学者[16]使用贝叶斯 BiLSTM 网络模型对核电设备进行故障预警,实验表明:该方法比现有监控系统至少提前了 15 h 发出报警信息。

尽管 CNN 在提取数据的空间特征方面表现出色,但其提取特征缺乏时间关联性且尺度单一,在噪声环境下易影响模式识别准确率,而通过增加神经网络层数来提高状态识别准确率易导致模型退化和过拟合;LSTM 则是在提取深层故障信息方面存在挑战,需结合其他特征提取算法以有效识别故障。综上,本文提出基于 SSA-Inception-BiLSTM 的零段基座故障预警方法。该方法可提取时序数据多尺度深层特征和前后时间特征关联,建立数据特征与基座状态之间的映射关系。通过某炼钢厂连铸机零段基座的实测压力数据对所提方法的预测精度和预警效率进行验证。

1 相关理论

1.1 奇异谱分析法

奇异谱分析(SSA)是一种处理非线性时间序列的方法,通过构建时间序列轨迹矩阵并对其进行分解、重构等操作,根据贡献度提取特征分量和噪声,从而实现对数据的降噪[17]。其步骤如下。

步骤 1 嵌入。首先,选定合适的窗口长度 $L(2 < L \leqslant N/2)$ 后,将基座压力监测数据 $P=(p_1,p_2,\cdots,p_N)$ 进行滞后排列得到轨迹矩阵如下:

$$\boldsymbol{H}_{L\times X}=\begin{bmatrix} m_1 & m_2 & \cdots & m_{N-L+1} \\ m_2 & m_3 & \cdots & m_{N-L+2} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ m_L & m_{L+1} & \cdots & m_N \end{bmatrix} \tag{1}$$

其中,N 表示压力时间序列的长度;$X=N-L+1$。

步骤 2 分解。分别计算矩阵 $\boldsymbol{H}\boldsymbol{H}^{\mathrm{T}}$ 的奇异值 $\mu_1,\mu_2,\cdots,\mu_L(\mu_1\geqslant\mu_2\geqslant\cdots\geqslant\mu_L\geqslant 0)$ 和对应的奇异向量 $\boldsymbol{U}_1,\boldsymbol{U}_2,\cdots,\boldsymbol{U}_L$,这里给出 $\boldsymbol{V}_j$ 定义如下:

$$\boldsymbol{V}_j=\boldsymbol{H}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{U}_j\sqrt{\mu_j} \tag{2}$$

对轨迹矩阵 $\boldsymbol{H}$ 进行奇异值分解的结果如下:

$$\boldsymbol{H}=\sum_{j=1}^{L}\sqrt{\mu_j}\boldsymbol{U}_j\boldsymbol{V}_j^{\mathrm{T}},\ j=1,2,\cdots,t \tag{3}$$

其中,$\boldsymbol{U}_j$ 和 $\boldsymbol{V}_j$ 表示轨迹矩阵 $\boldsymbol{H}$ 的第 j 个奇异值对应的左右奇异向量。

步骤 3 分组。将集合 $\{1,2,\cdots,t\}$ 划分成 n 个互不相交的子集 $\{I_1,I_2,\cdots,I_n\}$,取任意正整数 $q\in[1,n]$,则分组后的矩阵为:

$$\boldsymbol{H}=\boldsymbol{H}_{I_1}+\boldsymbol{H}_{I_2}+\cdots+\boldsymbol{H}_{I_n} \tag{4}$$

其中,$I_1,I_2,\cdots,I_n$ 的选取过程即为分组;每个 $\boldsymbol{H}_{I_q}$ 是与时间序列相关的特征分量,其贡献率和奇异值呈正相关。

步骤 4　重构。通过对角平均化将上述分组的矩阵重建成长度为 N 的新序列$\{y_1, y_2, \cdots, y_N\}$。令 $\boldsymbol{Y}$ 为 $L \times X$ 的矩阵，元素为 y_{ij}，计算公式如下：

$$y_x = \begin{cases} \dfrac{1}{x}\sum_{m=1}^{x+1} y^*_{m,x-m+1}, & 1 \leqslant x \leqslant L^* \\ \dfrac{1}{L^*}\sum_{m=1}^{L^*} y^*_{m,x-m+1}, & L^* < x \leqslant X^* \\ \dfrac{1}{N-x+1}\sum_{m=x-X^*+1}^{N-X^*+1} y^*_{m,x-m+1}, & X^* < x \leqslant N \end{cases} \tag{5}$$

其中，$L^* = \min(L, X)$；$X^* = \max(L, X)$。如果 $L < X$，$y_{ij}^* = y_{ij}$，否则 $y_{ij}^* = y_{ji}$。

1.2　Inception 网络

Inception 模块的核心理念是对卷积层从深度和宽度上进行改进拓展，利用不同尺度和深度的卷积核来实现多尺度深度特征的提取。本文所提改进 Inception 网络基于 Inception V1 模块，其特点是每个通道均采用不同尺寸的卷积核组合，如图 1 所示。这种设计使网络的每一层都能学习到多尺度特征，在增加网络宽度的同时提高了网络对数据非线性变化的适应性。此外，每个通道都包含 1×1 的卷积核，增加网络非线性能力的同时减少参数量和计算复杂度。

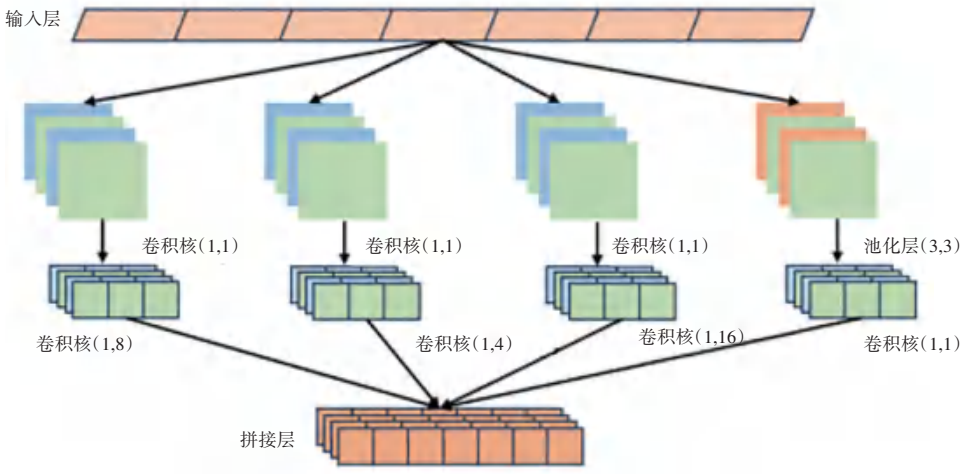


图 1　Inception 网络结构

Fig. 1　Inception network structure

1.3　双向长短期记忆神经网络

LSTM 是为了解决 RNN 在训练中遇到的梯度消失和梯度爆炸问题而提出的改进模型[18-19]。通过在隐藏层中嵌入用于控制信息传输的 3 个门控结构以及记忆单元，克服了 RNN 由于梯度消失导致的短期记忆限制。其结构如图 2 所示。主要计算如下：

$$\begin{cases} f_t = \sigma(\boldsymbol{W}_f \times [l_{t-1}, p_t] + b_f) \\ i_t = \sigma(\boldsymbol{W}_i \times [l_{t-1}, p_t] + b_i) \\ \widetilde{C_t} = \tanh(\boldsymbol{W}_C \times [l_{t-1}, p_t] + b_C) \\ C_t = f_t \times C_{t-1} + i_t \times \widetilde{C_t} \\ O_t = \sigma(\boldsymbol{W}_o \times [l_{t-1}, p_t] + b_o) \\ l_t = O_t \times \tanh(C_t) \end{cases} \tag{6}$$

其中，$\boldsymbol{W}_f, \boldsymbol{W}_i, \boldsymbol{W}_C, \boldsymbol{W}_o$ 和 b_f, b_i, b_C, b_o 分别表示 LSTM 三个门不同状态下的权重矩阵和偏置向量；l_{t-1} 和 l_t 分别表示 $t-1$ 时刻和 t 时刻的输出；σ 表示 Sigmoid 激活函数。

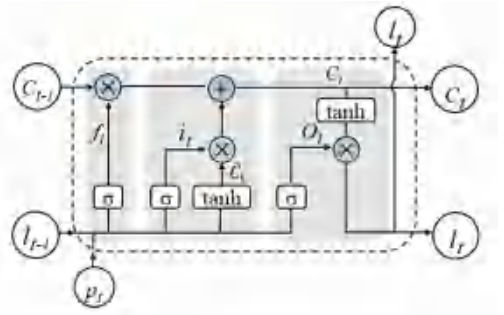


图 2　LSTM 单元结构图

Fig. 2　Structure of LSTM unit

据上述分析可知，LSTM 的网络参数是按照时间顺序进行训练而获得的，然而，这种单向训练方法存在局限性，即无法完全捕捉时序数据的内在特征联系。相比之下，双向长短期记忆神经网络（BiLSTM）通过融合前向与后向两个 LSTM 结构，能够同时挖掘当前时刻数据与过去及未来时刻数据之间的内在联系，有效地整合了不同时间节点的数据特征[20]。BiLSTM 网络结构如图 3 所示。

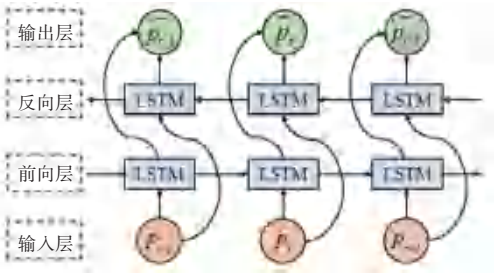


图 3 BiLSTM 结构

Fig. 3 BiLSTM structure

2 零段基座故障预警模型构建

本文所提 Inception-BiLSTM 网络结构如图 4 所示。首先,基于 Inception 网络的多通道、多尺度卷积核架构自适应地提取样本中的深层特征,从而有效避免人工特征提取导致的潜在误差以及对专家知识经验的过度依赖。接着,利用 BiLSTM 从前后两个方向学习序列的时间依赖性,使特征信息更加全面。

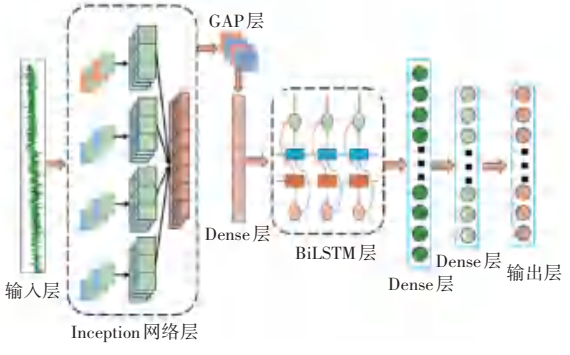


图 4 Inception-BiLSTM 网络结构图

Fig. 4 Sketch of Inception-BiLSTM network structure

2.1 模型结构参数

将预处理后的压力时序数据作为 Inception-BiLSTM 模型的输入,未来一段时间的压力值作为输出。对于 Inception 模块,通过对模型使用不同的初始化参数进行多次试验训练,获得模型最优状态下的网络参数配置见表 1。

表 1 Inception-BiLSTM 模型参数

Table 1 Inception-BiLSTM model parameters

网络层	卷积核参数	核数量	激活函数
卷积层 1	(1,1)/(1,8)	32/16	ReLU
卷积层 2	(1,1)/(1,16)	32/16	ReLU
卷积层 3	(1,1)/(1,4)	32/64	ReLU
池化层	(3,3)/(1,1)	32/24	
全局平均池化层	(2,2)	120	ReLU
全连接层		425	
BiLSTM		(425,87)	ReLU
全连接层		32	ReLU
全连接层		1	

此外,模型训练过程中选用 Adam 优化器更新网络参数,CrossEntropyLoss 作为损失函数,迭代次数为 400,初始学习率为 0.005,并且每 10 轮训练缩小 0.9 倍。

2.2 故障预警策略

本文使用基座正常工况下的历史数据对研究搭建的模型进行训练,然后对实时运行数据进行预测。当基座出现接触点滑移等故障时,模型内部特征参数的映射关系发生变化,导致输出预测数据较实际监测数据存在显著偏离。为衡量数据偏离程度,引入预测偏离度来表征基座的运行状态,其中偏离度越接近 0 表明预测值与真实值的差异性越小。其计算公式如下:

$$\eta = \frac{|y - \hat{y}|}{\hat{y}} \tag{7}$$

其中,η 表示模型预测偏离度;y 表示模型预测值;$\hat{y}$ 表示基座压力真实值。

预警阈值的选择对报警的准确与否至关重要。由于模型预测偏离度序列呈现多峰形状且不符合正态分布,因此传统的 3σ 准则不适用于本模型。本文使用核密度估计法[21]作为非参数估计方法,利用 Gaussian 函数来计算预测偏离度序列的概率密度函数 $\hat{f}(t)$:

$$\hat{f}(t) = \frac{1}{mh}\sum_{i=1}^{m}\frac{1}{h\sqrt{2\pi}}e^{\left(-\frac{(x-x_i)^2}{2h^2}\right)} \tag{8}$$

其中,h 表示带宽;m 表示样本序列长度;x 表示样本序列中元素。

接下来,求解累计分布函数,并将 99% 置信度作为该模型的预警阈值 η_m。用到的公式为:

$$\int_0^{\eta_m}\hat{f}(t)\,\mathrm{d}t = 0.99 \tag{9}$$

利用预测偏离度对基座状态进行监测,当基座处于正常状态时,模型能够准确地对监测压力进行预测,预测偏离度低于预警阈值;当异常状态的压力数据输入到预测模型中时,由于与训练数据偏离,导致预测误差增大,偏离度将会超出预警阈值。考虑现场环境存在短时强噪声和数据采集异常等情况,导致 η 短时超过 η_m,为避免因这类情况引起的误报警,提出连续越限次数 Q 及其阈值 Q_m,本模型中设置 $Q_m = 3$,当预测偏离度连续越限次数达到 3 次时,则认为基座出现故障并发出预警信息。图 5 为基于 SSA-Inception-BiLSTM 模型的零段基座故障预警流程。

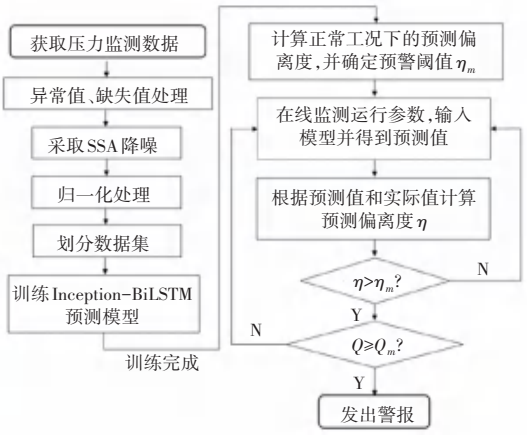


图 5　故障预警流程图

Fig. 5　Flowchart of fault warning

3　零段基座实例分析

3.1　数据采集与预处理

为验证该方法的有效性，在国内某炼钢厂的连铸机零段单个基座的 2 个垫片侧边上依次布置了 AI1～AI6 共计 6 个压力监测测点，实现对基座受载情况的实时监控，如图 6 所示。

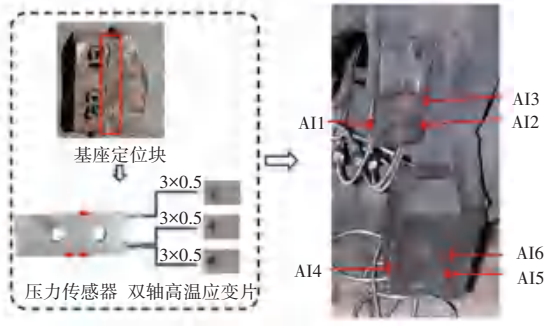


图 6　基座压力测点位置图

Fig. 6　Location of base pressure measurement points

本文选取 AI5 测点时间跨度为 2021 年 7 月 7 日 19:00 至 7 月 9 日 08:00 因故障停机前的数据集，共计 13 126 条数据样本，采样周期为 10 s。对采集的原始压力数据采用线性回归法填补缺失值，并利用箱线图法剔除异常值，最终剩余 12 960 条数据，将前 7 776 条正常工况压力数据按 7∶3 划分为训练集和验证集，用来验证该模型的预测精度，其余的 5 184 条带故障数据作为测试集测试该模型的预警效率。正常工况下的基座压力时序数据如图 7 所示。

从图 7 可知，受结晶器振动和高温高湿环境等因素影响，AI5 测点的压力监测曲线显示出许多不规则的扰动。为提高预警模型的稳定性，应用 1.1 节中介绍的 SSA 方法对原始压力时序数据进行降噪处理，分解出特征分量和噪声分量，如图 8 所示。随后，对降噪后的特征分量进行归一化处理，从而加快预测模型的收敛和计算速度。这里用到的公式为：

$$x_d = \frac{x - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \tag{10}$$

其中，x_d 表示归一化后数值；$x_{\min}$ 和 $x_{\max}$ 分别表示样本序列中的最小值和最大值。

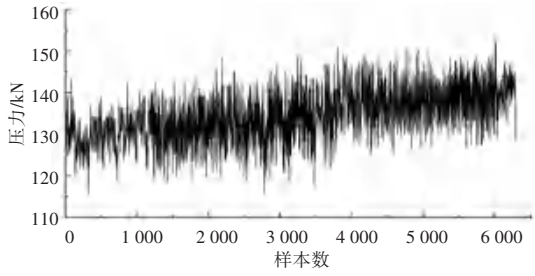
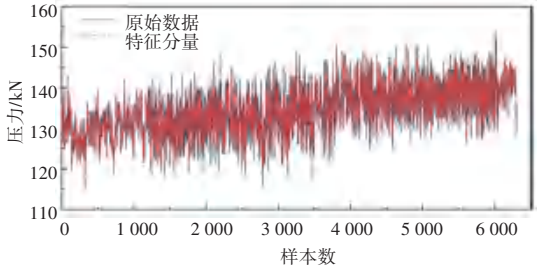
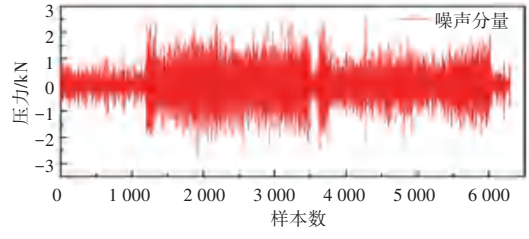


图 7　正常工况基座压力

Fig. 7　Base pressure of normal working condition



(a) 结果 1



(b) 结果 2

图 8　原始数据的 SSA 去噪效果

Fig. 8　SSA denoising effect of raw data

从图 8(b)可知，噪声分量大部分在±2 kN 的范围内波动，并且其贡献率不到 2%。这表明分离出的特征分量能够较好反映压力的整体波动情况，并保留原始压力序列的重要特征，初步验证了 SSA 方法在数据解析和降噪方面的有效性。从图 8(a)可知，SSA 的解析降噪处理在一定程度上平滑了原始压力数据，减少了原始曲线中的不规则扰动，为后续的预警工作提供了有效支持。

3.2　模型预测结果对比与分析

使用剔除噪声后的训练集对 2.2 节中设计的 Inception-BiLSTM 模型进行训练。图 9 展示了所提

模型对压力时序数据的预测结果。结果表明:SSA-Inception-BiLSTM 模型可较好预测出零段基座压力数据的整体变化特征。

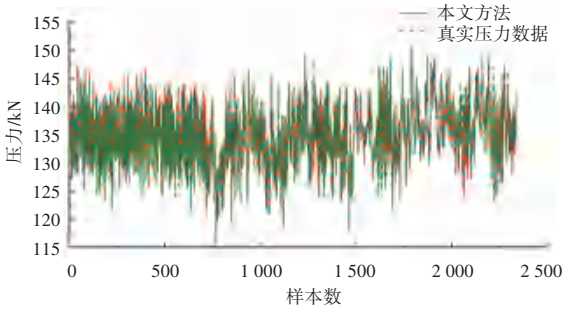


图 9 SSA-Inception-BiLSTM 的预测结果图

Fig. 9 Plot of prediction results of SSA-Inception-BiLSTM model

为进一步分析使用 SSA 方法降噪后对提高模型预测精度的作用,以及将 Inception 网络与 BiLSTM 结合用于挖掘基座压力时序数据特征的优势,选择 WA-Inception-BiLSTM、Inception-BiLSTM、Inception、CNN 与本模型作对比,其中 Inception 和 BiLSTM 模型的结构参数均使用 2.1 节中的参数,小波基函数选择 Coiflet,CNN 架构主要由卷积层、池化层和全连接层组成,卷积层结构参数为(3,3,64)。此外,将均方根误差(δ_{RMSE})、平均绝对误差(δ_{MAE})、决定系数(R^2)作为评价指标,各模型在验证集上的预测精度评估结果见表 2。推得的公式具体如下:

$$\delta_{\mathrm{RMSE}} = \sqrt{\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}(y_i - \hat{y}_i)^2} \tag{11}$$

$$\delta_{\mathrm{MAE}} = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}|\hat{y}_i - y_i| \tag{12}$$

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_i (\hat{y}_i - y_i)^2}{\sum_i (\bar{y}_i - y_i)^2} \tag{13}$$

其中,n 表示样本总数;y_i、$\hat{y}_i$ 和 $\bar{y}_i$ 分别表示第 i 个基座压力的预测值、真实值和均值。

表 2 不同模型的评价指标对比

Table 2 Comparison of evaluation indicators of different models

模型	RMSE	MAE	R^2
本文方法	1.954 1	0.094 1	0.964 4
WA-Inception-BiLSTM	2.396 2	0.105 4	0.884 1
Inception -BiLSTM	2.412 1	0.106 2	0.876 2
Inception	2.625 3	0.125 4	0.777 2
CNN	2.776 8	0.142 2	0.696 3

从表 2 可知,本文所提方法表现出最优预测精度。基于 CNN 的方法仅包含单一尺度的卷积核,限制了其对基座压力数据深层特征的充分挖掘,而 Inception 模块通过多通道、多尺度网络结构的设计提升了深层特征提取能力,但由于仅包含卷积和池化结构,难以充分提取基座压力数据的时序特征。通过对前 3 种方法的预测精度提升量进行比较,观察到相对于 WA,SSA 在处理非线性、非平稳时序数据的降噪方面更具优势。此外,在去除扰动后,Inception 模型和 BiLSTM 能够更有效地进行多尺度样本特征挖掘,并捕捉前后时间关联特征。综上可知,所提模型能够有效地表征零段基座的正常状态,验证将该模型用于基座故障预警具有可行性。

3.3 故障预警实验

从图 7 可知,零段基座在正常工况下承受的压力主要在 120~145 KN 范围内波动,但也存在数值过大的点。因此,仅通过压力设定安全阈值来判断其异常状态可能会导致误报警的风险。为提高预警准确性并降低误报警频率,应结合其他状态参数进行综合分析。因此,本文通过计算预警模型输出的预测压力和真实压力之间的偏离度,来评估基座的运行状态。

为评估所提方法在故障预警方面的稳定性,采用测试集作为实时运行数据进行故障预警分析。利用所提预警模型对正常工况下的运行数据进行重构,应用式(7)计算预测偏离度序列。为获取偏离度序列的概率密度曲线,采用核密度估计法进行处理,见图 10。选取预测偏离度(η)的 0.99 分位数作为零段基座故障预警的阈值,即阈值 η_m = 0.112 4。

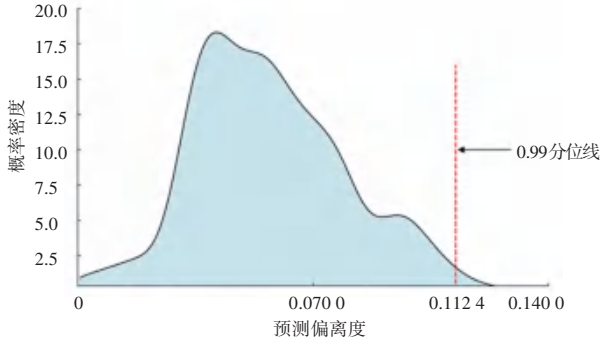


图 10 偏离度序列的概率密度曲线

Fig. 10 Probability density curves for the deviation series

图 11 为所提方法的故障预警实验结果,全面呈现了零段基座从正常状态到故障状态的偏离度变化过程。基座处于正常工况时,预测偏离度始终保持在预警阈值以下,预警模型能够准确地重构出真实数据;然而,在 2 063~2 066 样本点处,预测偏离度连续 3 次超过预警阈值 η_m,触发了报警。在偏载故

障发生前期，基座所受压力逐渐发生变化，模型难以准确重构出输入数据，预测偏离度逐渐靠近并超过预警阈值；随着连铸的进行，基座承受的偏载力不断增大，对应的预测偏离度也不断增大，最终在预警阈值之上发生剧烈波动。由此，初步推测该位置的基座发生了沉降或变形，通过查阅数据集相关记录，确认故障情况为基座开口过大，导致定位精度产生偏差。

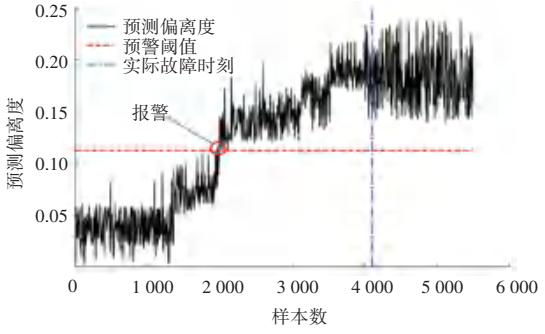


图 11　故障预警实验结果

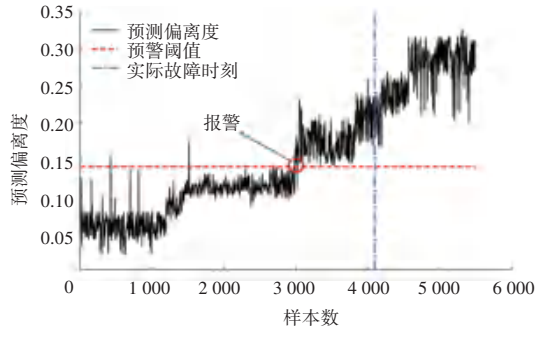
Fig. 11　Experimental results of fault warning

3.4　消融实验

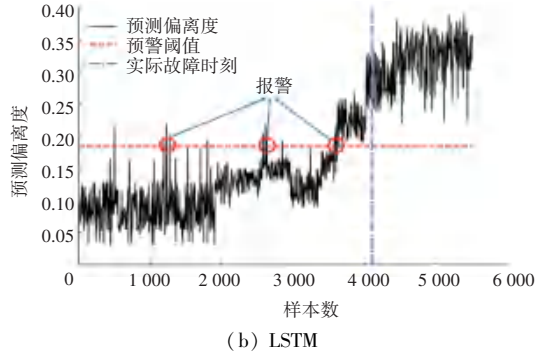
本文所提模型的关键特征提取模块主要有 Inception 和 BiLSTM，二者分别通过提取时序数据多尺度深层特征和前后时间特征来实现对基座压力数据的深度挖掘，并且上述 2 个模块分别是对 CNN 和 LSTM 的改进。为了研究本文所提改进方法对基座状态预测的影响，进行了消融研究。将测试数据集均利用 SSA 进行降噪后，使用 CNN-BiLSTM 模型、BiLSTM 模型和 LSTM 模型与本文所提方法的预警效果做对比，并采用本文所提报警策略。不同模型预警结果如图 12 所示。

从图 12 中可知，上述 3 种模型均能明显检测到零段基座承载异常，并在基座实际故障发生前实现预警。此外，在使用卷积操作对基座压力进行特征提取后，可提高模型预警准确率，CNN-BiLSTM 和本文方法均未出现误报警的情况。然而，相较于上述 3 种模型，所提模型的预警阈值较低，更有利于及时监测故障并提前发出报警信息，并且未出现误报警和预测偏离度超出阈值的现象。

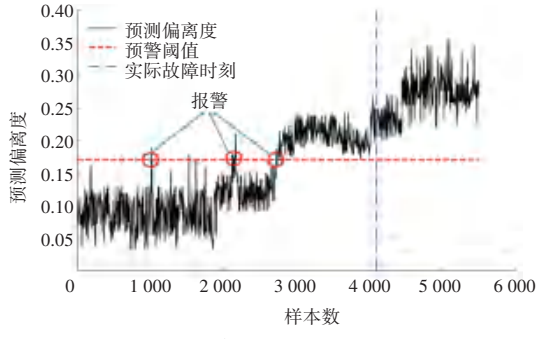
为进一步分析各模型的预警效果，表 3 为计算出的各模型的预警阈值（η_m）、响应时间（t）、报警提前时间（T）和误报次数（P）。从表 3 分析可知，本文所提模型发出故障预警信息比实际故障发生时刻提前了约 334 min 左右，并且未发生误报警情况。此外，所提模型表现出最短的响应时间和最长的报警提前时间。因此，通过对 CNN 在深度和宽度上进行拓展，并结合 BiLSTM 网络可深度提取压力数据异常特征，从而提前报警时间，避免故障进一步恶化。上述分析表明，基于 SSA-Inception-BiLSTM 模型和连续越限预警策略能够迅速且准确地提前发现基座早期故障，可为连铸机零段基座状态监测提供可靠的参考依据。



（a）CNN-BiLSTM



（b）LSTM



（c）BiLSTM

图 12　不同模型预警结果

Fig. 12　Early warning results from different models

表 3　预警模型效果对比

Table 3　Comparison of the effectiveness of early warning models

模型	η_m	t/ s	T/ min	P/ 次
本文方法	0.112 4	69.1	334	0
CNN-BiLSTM	0.139 3	98.2	162	0
LSTM	0.183 5	216.0	43	2
BiLSTM	0.170 1	133.0	193	2

4 结束语

(1)SSA 能够将压力传感器监测数据有效分解为特征分量与噪声分量,消除由结晶器振动等因素导致的不规则扰动,同时保留数据关键特征,得到用于基座故障预警研究的高质量数据,提高故障预警的灵敏度。

(2)融合 Inception 和 BiLSTM 构建高精度的基座状态预警模型。该模型不仅可以捕捉多尺度深层特征,还可挖掘时序数据的前后时间关联,全面提取基座状态特征,避免人工特征提取导致的误差。此外,引入连续越限预警策略,克服因现场短时强噪声等因素引起的误报警。

(3)将所提模型用于基座故障预警实验,结果表明,SSA-Inception-BiLSTM 模型可在基座故障发生前 334 min 发出预警信息,并且未有误报警情况发生,验证了所提方法的高度稳定性和有效性,为后续零段基座稳定运行及降低铸坯边裂发生率提供有效支持。

参考文献

[1] 杨玺. 板坯连铸机扇形段辊缝控制系统研究与在线监控[D]. 沈阳:东北大学, 2018.

[2] 郗涛, 胡明橙, 王莉静. 基于 COT-NGO-VMD 与 LSTM 的变转速滚动轴承故障诊断 [J]. 组合机床与自动化加工技术, 2023(12): 188-192.

[3] 肖玉怡, 郭小燕. 基于变分模态分解和优化后长短期记忆网络的短期交通流预测 [J]. 智能计算机与应用, 2025 ,15(12): 100-106.

[4] 耿冠晨, 何宇. 基于 VMD-TCN-Attention 机制的短期电力负荷预测 [J]. 智能计算机与应用, 2024, 14(7): 94-99.

[5] CHEN B, SHEN B, CHEN F, et al. Fault diagnosis method based on integration of RSSD and wavelet transform to rolling bearing [J]. Measurement,2019,131:400-411.

[6] 胡茂政, 张剑, 王文翠. 基于奇异谱分析和改进的 BP 神经网络交通流预测 [J]. 智能计算机与应用, 2023, 13(9): 89-94.

[7] 张鹏, 齐波, 张若愚, 等. 基于经验小波变换和梯度提升径向基的变压器油中溶解气体预测方法 [J]. 电网技术,2021,45(9): 3745-3754.

[8] 戴前伟, 丁浩, 张华, 等. 基于变分模态分解和奇异谱分析的 GPR 信号去噪 [J]. 吉林大学学报(地球科学版), 2022, 52(3): 701-712.

[9] 周兰庭, 邓思源, 柳志坤, 等. 基于 SSA-LSTM-GF 的混凝土坝变形分析预测方法 [J]. 河海大学学报(自然科学版), 2023, 51(2): 73-80.

[10] 赵志宏, 李春秀, 李乐豪, 等. 一种机械设备故障诊断的 FD-Transformer 方法 [J]. 振动与冲击, 2023, 42(8): 326-333.

[11] KONG Ziqian, TANG Baoqing, DENG Lei, et al. Condition monitoring of wind turbines based on spatio-temporal fusion of SCADA data by convolutional neural networks and gated recurrent units[J]. Renewable Energy, 2020, 146: 760-768.

[12] CHANG Yuanhong, CHEN Jinglong, QU Cheng, et al. Intelligent fault diagnosis of wind turbines via a deep learning network using parallel convolution layers with multi-scale kernels [J]. Renewable Energy, 2020, 153: 205-213.

[13] 马丽莹, 魏云冰. 一种变分模态分解与 Adam 优化的 LSTM 电价预测方法 [J]. 智能计算机与应用, 2022, 12(12): 142-146.

[14] 向玲, 朱浩伟, 丁显, 等. 基于 CAE 与 BiLSTM 结合的风电机组齿轮箱故障预警方法研究 [J]. 动力工程学报,2022,42(6): 514-521.

[15] CHOI J, LEE S J. Consistency index-based sensor fault detection system for nuclear power plant emergen-cy situations using an LSTM Network [J]. Sensors ,2020,20(6): 1651-1664.

[16] 游东东, 黎家良, 刘高俊, 等. 基于贝叶斯 BiLSTM 模型的核电阀位传感器故障预警方法 [J]. 华南理工大学学报(自然科学版), 2021, 49(12): 43-52.

[17] 邓立军, 袁金波, 刘剑, 等. 基于 SSA-LSTM 的风速异常波动检测方法 [J]. 煤炭科学技术, 2024 ,52(3) : 139-147 .

[18] 纪严杰, 樊重俊. 基于 WNR-CLSSA-LSTM 的短期电力负荷预测 [J]. 智能计算机与应用, 2023, 13(7): 76-84.

[19] 杨威, 周义棚. 基于 LSTM 网络预测智能车辆变道的路径规划研究 [J]. 智能计算机与应用, 2023, 13(7): 144-149.

[20] 罗邦, 张云华. 融合注意力机制的 BiLSTM 集群负载预测模型 [J]. 智能计算机与应用, 2024, 14(2): 172-176.

[21] LI Yanping, HONG Feng, TIAN Liang, et al. Early warning of critical blockage in coal mills based on stacked denoising autoencoders[J]. IEEE Access, 2020, 8:176101-176111.