

基于 NARX 的燃气轮机声压异常检测方法

赵亚辉,王忠义,曹云鹏

(哈尔滨工程大学 动力与能源工程学院,黑龙江 哈尔滨 150001)

摘要:随着新能源大规模接入电网,发电型燃气轮机常需频繁切换工作状态,导致故障风险上升,因此,异常检测对燃气轮机安全运行更加重要。针对燃气轮机异常检测问题,提出了一种基于 NARX-Catboost 算法的基线建模方法。采用 NARX 建立燃气轮机声压特征信号的基线模型,引入 CatBoost 算法以增强 NARX 拟合能力,并运用贝叶斯优化对模型超参数进行寻优,最终通过实验数据验证了该融合方法在异常检测方面的有效性。另外,将所提 NARX-Catboost 与基于向前回归正交最小二乘法的 NARX 模型(NARX-FROLS)和集成深度随机向量函数链接网络(Ensemble Deep Random Vector Functional Link network,edRVFL)方法及性能进行对比。结果表明:NARX-CatBoost 方法对正常声压均方根值的拟合均方根误差(RMSE)值为 0.008 50,拟合准确度明显优于 NARX-FROLS 与 edRVFL 方法;NARX-CatBoost 方法对异常声压均方根的异常检测准确率为 96.94%,表明通过正常声压特征数据建立基线模型进行异常检测的可行性与准确性。

关键词:异常检测;基线建模;有外部输入非线性自回归模型;CatBoost;贝叶斯优化

中图分类号:TK478 文献标识码:A DOI:10.16146/j.cnki.rndlgc.2026.02.008

[引用本文格式]赵亚辉,王忠义,曹云鹏.基于 NARX 的燃气轮机声压异常检测方法[J].热能动力工程,2026,41(2):70-77.
ZHAO Yahui, WANG Zhongyi, CAO Yupeng. Gas turbine sound pressure anomaly detection method based on NARX[J]. Journal of Engineering for Thermal Energy and Power, 2026, 41(2): 70-77.

Gas Turbine Sound Pressure Anomaly Detection Method based on NARX

ZHAO Yahui, WANG Zhongyi, CAO Yupeng

(College of Power and Energy Engineering, Harbin Engineering University, Harbin, China, Post Code: 150001)

Abstract: The large-scale access of new energy to the power grid requires the frequent switching of the working state of the power generation gas turbine, which leads to an increased risk of failure. Therefore, anomaly detection is more important for the safe operation of the gas turbine. Aiming at the problem of gas turbine anomaly detection, a baseline modeling method based on nonlinear auto-regression exogenous (NARX) with CatBoost algorithm was proposed. The NARX was used to establish a baseline model for the sound pressure characteristic signal of the gas turbine. The CatBoost algorithm was introduced to enhance the NARX fitting ability. Bayesian optimization was used to optimize the hyperparameters of the model. The effectiveness of the fusion method in anomaly detection was verified through experimental data. Besides, the proposed NARX-CatBoost was compared with the method and performance based on NARX-FROLS model and ensemble deep random vector functional link network (edRVFL). The results show that the fitting RMSE value of the normal sound pressure root mean square is 0.008 50 by NARX-CatBoost method, and the fitting accuracy is obviously better than the NARX-FROLS and edRVFL meth-

收稿日期:2025-06-16; 修订日期:2025-08-21

基金项目:黑龙江省重点研发计划(GA23A907)

Fund-supported Project: Heilongjiang Provincial Key Research and Development Plan (GA23A907)

作者简介:赵亚辉(1999-),男,哈尔滨工程大学硕士研究生。

通信作者:王忠义(1982-),男,哈尔滨工程大学教授。

ods. The accuracy of this method for anomaly detection of abnormal sound pressure root mean square is 96.94%, which shows the feasibility and accuracy of establishing a baseline model for anomaly detection through normal sound pressure characteristic data.

Key words: anomaly detection; baseline modeling; NARX; CatBoost; Bayesian optimization

引 言

燃气轮机作为电力、船舶、航天等工业领域的重要动力装置,其稳定运行是系统安全与效率的首要保障^[1]。随着风电、光伏电、生物质能等新能源的大量接入,用于电网发电的燃气轮机面临频繁切换工作状态的挑战^[2]。燃气轮机通常在高温高压恶劣工况下运行,压气机叶片、轴承等关键部件容易发生故障、退化^[3-4]。在这种情况下,对燃气轮机进行有效的预测与健康管理的(PHM)尤为重要。

异常检测是预测与健康管理的的第一步^[5]。目前对于燃气轮机的异常检测有着大量研究。Li 等人^[6]通过顺序符号方法对燃料系统进行异常检测。Yue 等人^[7]提出了一种基于单条件的梅尔频率映射异常检测方法(MFMAD),实现了振动频谱图异常检测。Liu 等人^[8]提出了一种半监督框架CSiamese,实现振动信号重构与异常检测。Nor 等人^[9]提出了一种可解释贝叶斯深度学习模型,提高异常检测的准确度。Miao 等人^[10]采用频谱对齐方法,增强了神经网络异常检测的性能。Fu 等人^[11]提出了一种重新优化深度自编码器,提高了异常检测训练精度。Zhao 等人^[12]提出了一种小波自适应滤波和多通道融合交叉注意力神经网络的方法,实现了燃气轮机轴承的异常检测。然而,以上方法并没有给出具体的基线阈值,仅通过模型自身进行异常检测,可解释性较差。

带外部输入非线性自回归模型(Nonlinear Auto-regression Exogenous, NARX)是 1990 年提出的一种用于非线性动态系统的识别方法^[13]。NARX 作为自回归模型(Auto-regression)在非线性系统中的变体,目前在金融预测、系统识别、工业控制等领域得到广泛应用。Amirkhani 等人^[14]利用 NARX 模型实现了对单轴燃气轮机进行故障检测与隔离的动态建模。Giorgi 等人^[15]利用 NARX 模型实现了航空发动机性能预测。白明亮^[16]使用 NARX 模型在正常模式下提取了单轴燃气轮机的热力参数,并通过建

立阈值实现了异常检测。王铭辉^[17]利用 NARX 模型实现了联合循环机组控制回路状态识别。Rahmoune 等人^[18]借助 NARX 模型预测燃气轮机振动值,并通过预测值与实际值的残差完成异常检测。NARX 模型时延特征矩阵的拟合是 NARX 模型的核心环节,使用不同的拟合算法对模型预测能力与准确度有很大影响。

针对现有方法的不足,本文提出了一种基于 NARX 模型的发电型燃气轮机异常检测方法。首先,根据燃气轮机声压特征信号特性,建立对应的 NARX 模型;其次,使用 Catboost 算法代替神经网络对 NARX 进行拟合;然后,使用贝叶斯优化算法,对 NARX 的时延系数和 CatBoost 模型进行参数寻优。最后,利用实机数据验证模型的拟合准确性与异常检测能力。

1 NARX-CatBoost 原理

1.1 NARX 原理

NARX 是具有外源输入的非线性自回归模型,其具体公式为:

$$Y_t = F[Y_{t-1}, \dots, Y_{t-d_y}, X_{t-1}, \dots, X_{t-d_x}] \tag{1}$$

式中:Y—系统的输出值;X—系统的输入值;t—当前时刻;Y_{t-d_y}—时延 d_y 的系统输出值;X_{t-d_x}—时延 d_x 的系统输入值;F—任意数学表示。

NARX 的具体结构主要包括两部分:输入数据及其时延数据和输出数据的时延数据。NARX 包括两种模式:第一种模式为开环模式,是利用输出的目标值作为输入中输出数据的时延数据,一般适用于单步预测;第二种模式为闭环模式,是利用输出的预测值作为输入中输出数据的时延数据,一般适用于多步预测。本文是利用 NARX 模型建立正常状态声压的基线模型,因此可采用开环模式进行单步预测。

NARX 拟合时,一般采用多项式函数、傅里叶级数、神经网络结构和小波基函数等,其中,多项式函数使用范围最广,适合低阶非线性拟合,傅里叶级数适用于周期性信号,神经网络结构适用于复杂非线性场合。本文基于实际数据的相关性较低,因此考

虑引入 CatBoost 算法以增强拟合能力。

1.2 CatBoost 原理

CatBoost 算法由 Yandex 公司在 2017 年提出^[19]。CatBoost 属于梯度提升决策树 (Gradient Boosting Decision Tree, GBDT) 的一种,采用堆成二叉树作为基本学习基。GBDT 模型可以表示为多可决策树的加法模型:

$$f_M(x) = \sum_{k=1}^M T(x, \Theta_k) \tag{2}$$

式中: $T(x)$ —决策树; M —决策树个数; Θ_k —决策树的参数; $f_M(x)$ —GBDT 模型。

每次迭代过程中,都会生成新的决策树,通过最小化损失函数来确定决策树参数,损失函数为:

$$\Theta_k = \arg \min \sum_{k=1}^M L(y_i, f_{k-1}(x) + T(x_i, \Theta_k)) \tag{3}$$

式中: L —损失值; y_i —训练数据的输出特征向量; f_{k-1} —第 $k-1$ 棵决策树; x_i —训练数据的输入特征向量。

CatBoost 在 GBDT 的基础上,还引入了独热码 (One-hot) 编码,将输入特征转化为有序目标编码,显著提高了算法的准确性与稳定性。

1.3 NARX-CatBoost 模型

采用 CatBoost 作为 NARX 模型的拟合工具, NARX 根据输入时延、输出时延和拟合基函数将生成待拟合的矩阵方程作为 CatBoost 的输入数据,利用 CatBoost 算法进行拟合。NARX-CatBoost 结构图,如图 1 所示。其中, $x_1(t)$ 为 t 时刻的第 1 个输入, $x_n(t)$ 为 t 时刻的输入, $y(t)$ 为 t 时刻的输出, d_{x_n} 为第 n 个输入的时延系数, d_y 为输出的时延系数, $\hat{y}(t)$ 为 t 时刻的输出预测值。

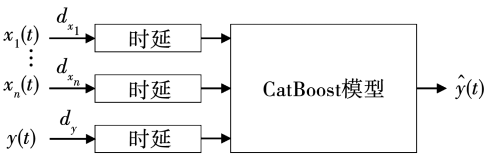


图 1 NARX-CatBoost 结构图
Fig. 1 NARX -CatBoost structure diagram

在 NARX 中,输入与输出的时延系数会对 NARX 模型的拟合效果产生较大影响,同时 CatBoost 对学习率、网络层数等参数较为敏感,因此,进行参数寻优是必要的。贝叶斯优化是由 Snoek 等人^[20]在 2012 年提出的超参数优化算法,适用于超参数寻优。

对于 NARX 模型中的时延系数、多项式维度和 CatBoost 中的决策树数量、学习率、单棵树深度、L2 正则化系数进行贝叶斯优化,具体优化流程如图 2 所示。

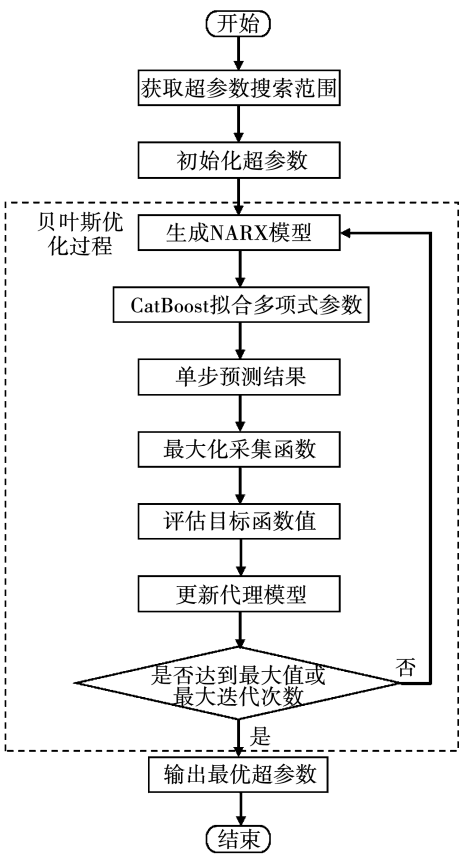


图 2 NARX-CatBoost 贝叶斯优化流程图
Fig. 2 NARX -CatBoost Bayesian optimization flowchart

步骤 1: 给定 NARX 的输入时延系数 d_x 、输出时延系数 d_y 、多项式级数 (degree) 和 CatBoost 模型的最大决策树数量 (iterations)、学习率 (learning rate)、单棵树最大深度 (depth)、L2 正则化系数 (L2_leaf_reg) 超参数范围;

步骤 2: 在给定超参数空间中随机选取超参数, 根据超参数生成 NARX 模型, 形成包括输入时延项、输出时延项构成的多项式矩阵;

步骤 3: 根据超参数生成 CatBoost 模型, 使用步骤 2 中的多项式矩阵作为输入, 训练 CatBoost 模型;

步骤 4: 以 NARX 模型的预测值与实际值的均方根误差 (RMSE) 为指标, 计算贝叶斯损失函数, RMSE 公式为:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (y_i - \hat{y}_i)^2} \tag{4}$$

式中: m —样本个数; y_i —第 i 个数据点的真实值;

\hat{y}_i —第 i 个数据点的预测值。

步骤 5:更新 NARX 模型和 CatBoost 模型;

步骤 6:判断是否满足均方根误差最大值或者达到最大迭代次数。若满足,则返回最优超参数,若不满足,则返回步骤二迭代。

2 实验数据采集与处理

2.1 数据采集

本文使用的实机数据来源于燃气轮机台架试验,其传感器安装位置如图 3 所示。

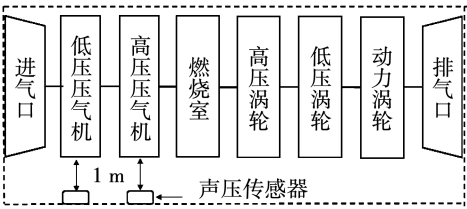


图 3 传感器安装位置示意图

Fig. 3 Schematic diagram of sensor installation position

声压传感器安装在箱装体上,一个正对着低压压气机,一个正对着高压压气机。传感器为杭州新声电容传声器传感器,型号为 CH2312 高声压级传声器,主要包含 1/4 英寸驻极体传声器及 1/4 英寸前置放大器。其中,1/4 英寸驻极体传声器主要技术参数为:自由场频率响应为 6.3 ~ 20 000 Hz,频响标准符合 IEC1094-4 频响标准,灵敏度为 0.64 mV/Pa。1/4 英寸前置放大器主要参数:4 mA 直流供电,SMB 接头输出,长度为 58 mm,输入阻抗为 10 G 欧姆,输出阻抗为 110 欧姆,最大输入信号电压为 3.5 V_{rms},频率范围为 10 ~ 110 000 kHz,最高测试声压级为 170 dB。

实验所用的信号采集系统通过 LabVIEW 软件进行声压信号的采集、存储和特征提取,其中提取的特征包括时域信号的均方根值、最大值、峭度,频域信号的转频及倍频、叶片通过频率。

均方根值是数据在采样间隔中的有效值,可以体现数据的真实变化,其公式为:

$$X_{\text{RMS}} = \sqrt{\sum_{i=1}^N \frac{X_i^2}{N}}$$
 (5)

式中: X_{RMS} —均方根值; N —采样周期内采样点数; X_i —采样点值。

最大值体现的是数据能量的上限以及信号的波动情况,最大值公式为:

$$X_{\text{max}} = \{X_1, X_2, \dots, X_N\}$$
 (6)

峭度 κ 是用于描述数据的分布情况的指标之

一,可以体现数据极端值的分布状态,其中正态分布的峭度为 3,峭度公式为:

$$\kappa = \mu_4 / \sigma^4$$
 (7)

式中: μ_4 —第四中心距,即 $E[(X - \mu)^4]$, E 为数学期望; μ —均值; σ —标准差,即 $\sigma = \sqrt{E[(X - \mu)^2]}$ 。

燃气轮机作为一种大型的旋转设备,在运行过程中会产生包含转频及其倍频、分频的特征信号,这些特征可作为故障诊断的重要指标。因此,在 LabVIEW 中插入快速傅里叶变换(FFT)模块,对原始的声压信号进行频域变换,并根据转速提取其转频及倍频特征,其中转频 f_r 的公式为:

$$f_r = n / 60$$
 (8)

式中: n —转速,r/min。

叶片通过频率 f_{BPF} 是由流体激振力产生的特定振动现象,可通过分析叶片通过频率的变化来研究叶片状态,其公式为:

$$f_{\text{BPF}} = n \cdot Z / 60$$
 (9)

式中: Z —该级叶片的叶片数。

2.2 数据预处理

由于实际数据存在噪音污染,因此需要对输入模型的所有数据进行滤波处理。SG(Savitzky-Golay)滤波是一种通用滤波方法,既能抑制噪声,又能保留信号原本的特征,因此对所有特征信号进行 SG 滤波,并通过优化算法优化滤波参数,实现数据降噪,其流程如图 4 所示。

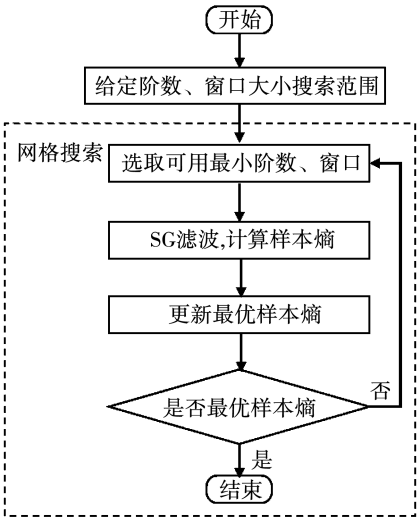


图 4 SG 滤波流程图

Fig. 4 SG filtering flowchart

在滤波之后对原始数据进行切分,生成训练集和验证集,两部分占比分别为 80% 和 20%。同时,

在数据中生成异常数据集,用来验证基线模型对异常数据的检测能力。

在离线状态下对正常状态下的燃气轮机声压特征信号进行建模,具体流程为:

步骤 1:对特征数据进行自相关性分析,给定对应特征值输出时延系数 d_y 的取值范围;

步骤 2:对低压压气机转速、高压压气机转速进行分析,确定输入时延系数 d_x 的取值范围。

步骤 3:进行开环 NARX 模型训练,以式(9)为输入序列,以声压特征为输出序列,训练过程中进行超参数优化,从而得到最佳超参数;

步骤 4:根据步骤 3 中的最佳超参数,建立 NARX 模型,对测试数据进行预测,并生成阈值带;

步骤 5:利用步骤 4 中的模型,对异常数据进行预测,验证阈值带对异常数据的检测情况。

3 实验验证

3.1 原始数据描述

本文实验数据来自 1 台发电型燃气轮机,在测量过程中,燃气轮机保持全工况运行状态,即包含起机、惰转状态。根据运行状态对正常实验数据按照时序顺序进行划分,分为训练集和验证集,其占比分别为 80% 和 20%;对其中的异常数据按照时序顺序生成异常数据样本。所有数据均通过最大值、最小值归一化到范围(0,1)。

声压均方根正常数据如图 5 所示,由于所有传感器均会受到噪声污染,因此对所有数据均进行了 SG 滤波。

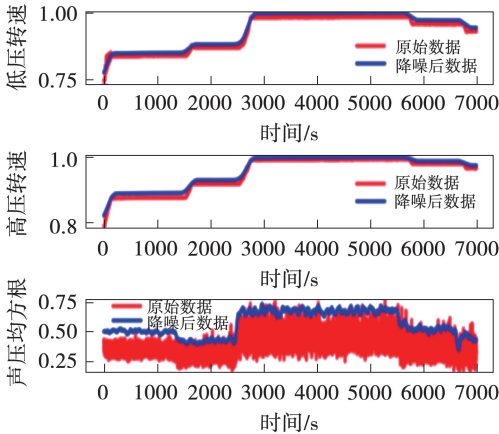


图 5 声压均方根正常数据

Fig. 5 Normal data of root mean square of sound pressure

由图 5 可知,SG 滤波可以在保证波形原始形状的前提下,对原始数据进行大范围滤波。声压均方根异常数据如图 6 所示,声压均方根在 5 400 s 时出现异常,幅值明显高于正常数据。

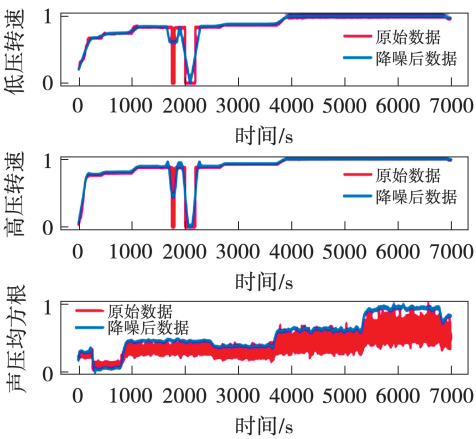


图 6 声压均方根异常数据

Fig. 6 Abnormal data of root mean square of sound pressure

3.2 NARX 模型的训练与验证

依据 1.3 节 NARX-CatBoost 算法模型,使用 3.1 节数据进行基线建模并验证,其中 NARX 中的输入时延系数 d_x 设置为 2,输出时延系数 d_y 设置为 1, NARX 拟合所使用的基函数为多项式函数与傅里叶函数的混合函数,基函数阶数选取范围为(1,5), CatBoost 最大决策树数量范围为(1,100),学习率范围为(0.01,0.5),单棵树最大深度范围为(4,10), L2 正则化系数范围为(1,20)。

训练过程中,贝叶斯优化过程损失值变化如图 7 所示。

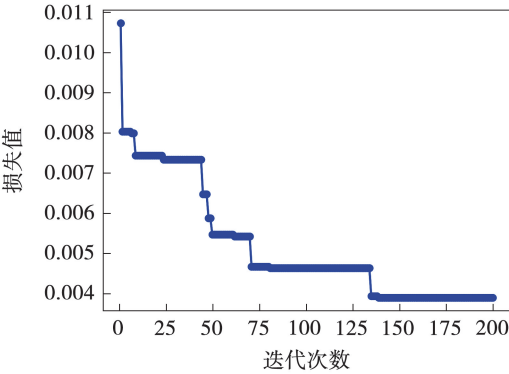


图 7 贝叶斯优化损失值变化

Fig. 7 Change in Bayesian optimization loss

贝叶斯优化在早期探索阶段损失值迅速下降,在迭代 135 次后基本趋于平稳状态,在最后 65 次迭代中下降极其微小,且迭代稳定次数超过 50 次,损失值下降比率较低,因此,可以认为贝叶斯优化已经收敛,此时最大决策树数量为 90,学习率为 0.265 555,单棵树最大深度为 9,L2 正则化系数为 4,基函数阶数为 5。

图 8 为 NARX 模型使用训练数据的预测值与真实值的对比,其中阈值带为乘数常数 k 为 3 的四分位距 (IQR) 阈值带。可以观察到,拟合值与训练数据基本重合,数据拟合的 RMSE 为 0.000 02,数据拟合的残差分布如图 9 所示,可以发现残差分布较为集中,基本分布在 ± 0.05 之间,可以认为 NARX-CatBoost 模型对真实值拟合效果较好。

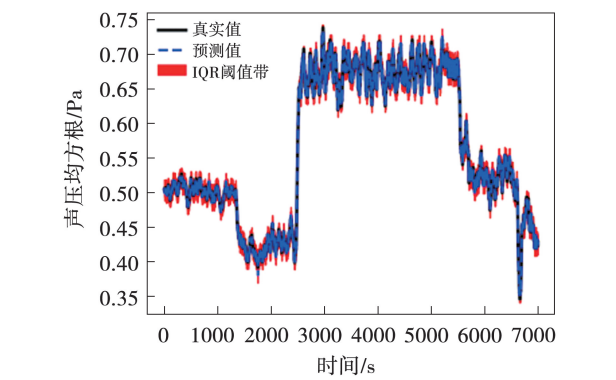


图 8 NARX-CatBoost 训练数据真实值与预测值对比
Fig. 8 Comparison between true value and predicted value of NARX-CatBoost training data

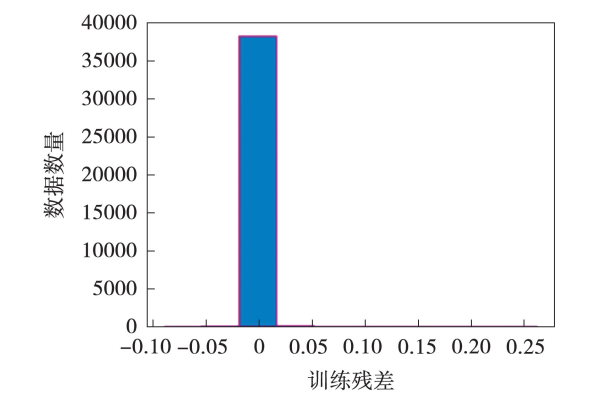


图 9 NARX-CatBoost 训练数据预测残差分布
Fig. 9 Residual distribution predicted by NARX-CatBoost training data

图 10 为 NARX 模型使用验证数据的预测值与真实值的对比,其中阈值带范围为 k 为 3 的 IQR 阈值带。可以观察到,模型对于训练数据的拟合效果

较好,数据拟合的 RMSE 为 0.000 61,能够完整的跟随数据的变化趋势,同时基本保证所有数据均分布在阈值带中,数据拟合的残差分布如图 11 所示,基本都在 ± 0.025 范围内,数据数量最高点在 0.125 之下,可以认为模型的拟合效果较好。

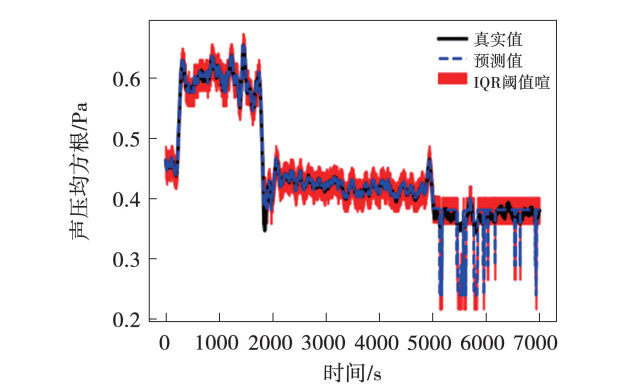


图 10 NARX-CatBoost 验证数据真实值与预测值对比
Fig. 10 Comparison between true value and predicted value of NARX-CatBoost validation data

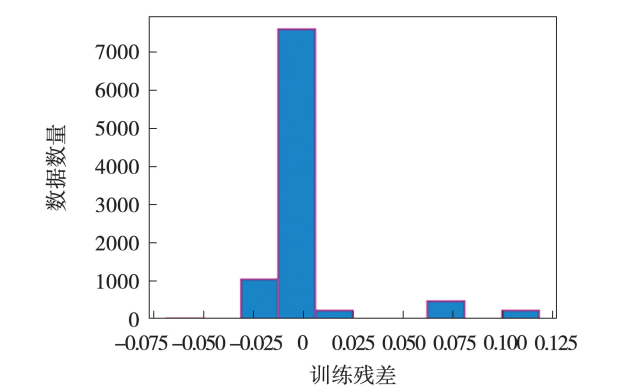


图 11 NARX-CatBoost 验证数据预测残差分布
Fig. 11 Residual distribution predicted by NARX-CatBoost validation data

3.3 NARX 模型异常检测

在对 NARX 模型进行训练验证优化后,得到好的模型,利用上述异常数据对模型进行异常检测。

NARX 异常检测结果如图 12 所示,异常检测的 RMSE 为 0.008 50,异常检测的准确率为 96.94%。由图 12 可知,5 500 s 之前的正常数据,NARX 模型均可以跟随,且阈值带完整包含所有正常数据;在 5 500 s 后的异常数据,NARX 的预测值明显低于异常数据,且预测值较为稳定,同时 IQR 阈值带并不能包含异常数据,说明 NARX 模型能够对此异常数据进行识别,这也说明对燃气轮机声压特征正常数据进行建模,可以实现异常检测。

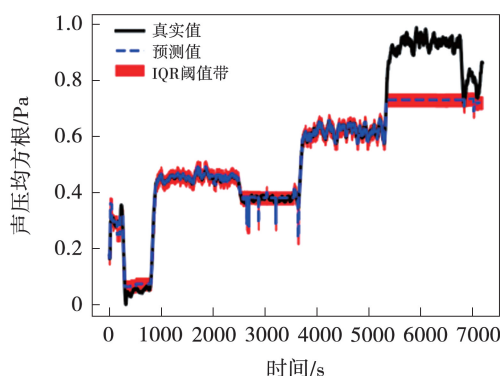


图 12 NARX-CatBoost 异常数据检测效果

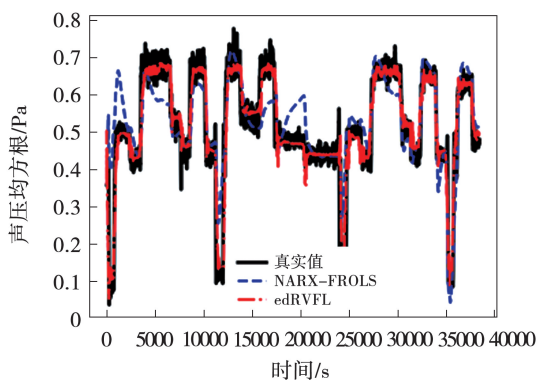
Fig. 12 Abnormal data detection effect of NARX-CatBoost

3.4 NARX 模型与其他模型的比较

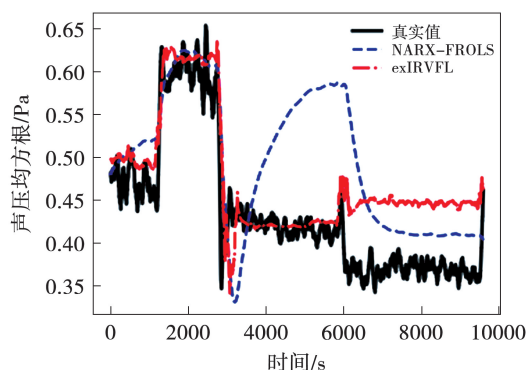
为了更好地体现 NARX-CatBoost 模型的优势,本节将对 NARX 模型与其他方法进行比较,包括基于向前回归正交最小二乘法的 NARX 模型(NARX-FROLS)、集成深度随机向量函数链接网络(Ensemble Deep Random Vector Functional Link network, edRVFL)。NARX-FROLS 模型是 NARX 模型最基本的模型,即根据 NARX 的时延系数,生成时延数据矩阵,FROLS 对数据进行拟合,得到最终的模型。本文中 NARX-FROLS 模型参数采用与 NARX-CatBoost 模型相同的参数。

edRVFL 是一种结合了深度神经网络和集成学习的随机化神经网络模型,通过多层特征提取增强模型拟合效果,集成学习加快模型计算效率,提高模型泛化能力^[21]。

NARX-FROLS 模型和 edRVFL 模型训练数据的拟合效果如图 13 所示。

图 13 NARX-FROLS 和 edRVFL 训练数据
真实值和预测值对比Fig. 13 Comparison between true value and predicted value
of training data of NARX-FROLS and edRVFL

NARX-FROLS 模型和 edRVFL 模型训练数据的 RMSE 值分别为 0.03359 与 0.00136。NARX-FROLS 模型与 edRVFL 模型验证数据拟合效果如图 14 所示,NARX-FROLS 模型与 edRVFL 模型的验证数据的 RMSE 分别为 0.01639 与 0.00216。

图 14 NARX-FROLS 和 edRVFL 验证数据真实值
和预测值对比Fig. 14 Comparison between true value and predicted value
of validation data of NARX-FROLS and edRVFL

4 结 论

(1) NARX-CatBoost 模型基线建模比传统方法具有更高的准确性,其对于声压均方根值拟合的 RMSE 相较于其他方法相差较大,明显优于 NARX-FROLS 模型和 edRVFL 模型。

(2) NARX-CatBoost 模型对声压均方根值动态特性预测具有良好的实时性,其验证数据的误差分布在 ± 0.05 之间,为燃气轮机动态基线建模提供了更优的方法。

(3) NARX-CatBoost 模型实现了对异常数据的检测,检测准确率为 96.94%。

参考文献:

- [1] TAHAN M, TSOUTSANIS E, MUHAMMAD M, et al. Performance-based health monitoring, diagnostics and prognostics for condition-based maintenance of gas turbines: A review[J]. Applied Energy, 2017, 198: 122 - 144.
- [2] LIU Z, KARIMI I A. Gas turbine performance prediction via machine learning[J]. Energy, 2019, 192: 116627.
- [3] UPARWAT A, NAGRALE P, GAWANDE P, et al. A review on failure analysis of turbine blades of aero gas turbine engine[J]. International Journal of Scientific Research in Science and Technology, 2022, 9(3): 187 - 192.

[4] FAHMI A T W K,KASHYZADEH K R,GHORBANI S. A comprehensive review on mechanical failures cause vibration in the gas turbine of combined cycle power plants[J]. Engineering Failure Analysis,2022,134:106094.

[5] VOLPONI A J. Gas turbine engine health management: Past, present, and future trends[J]. Journal of Engineering for Gas Turbines and Power,2014,136(5):051201.

[6] LI F,WANG H,ZHOU G, et al. Anomaly detection in gas turbine fuel systems using a sequential symbolic method[J]. Energies, 2017,10(5):724.

[7] YUE Y,WANG H,ZHANG P, et al. An anomaly detection method for gas turbines based on single-condition training with zero-fault sample[J]. Mechanical Systems and Signal Processing,2025,224: 112209.

[8] LIU D,ZHONG S,LIN L, et al. CSiamese: A novel semi-supervised anomaly detection framework for gas turbines via reconstruction similarity[J]. Neural Computing and Applications,2023,35(22): 16403 – 16427.

[9] NOR A K M,PEDAPATI S R,MUHAMMAD M, et al. Abnormality detection and failure prediction using explainable Bayesian deep learning: Methodology and case study with industrial data[J]. Mathematics,2022,10(4):554.

[10] MIAO D,FENG K,XIAO Y, et al. Gas turbine anomaly detection under time-varying operation conditions based on spectra alignment and self-adaptive normalization [J]. Sensors, 2024, 24(3):941.

[11] FU S,ZHONG S,LIN L, et al. A re-optimized deep auto-encoder for gas turbine unsupervised anomaly detection[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence,2021,101:104199.

[12] ZHAO Y,WEI S,XU X. Bearing fault diagnosis based on wavelet adaptive threshold filtering and multi-channel fusion cross-attention neural network[J]. Review of Scientific Instruments,2024, 95(11):114703.

[13] NARENDRA K S,PARTHASARATHY K. Identification and control of dynamical systems using neural networks[J]. IEEE Transactions on Neural Networks,1990,1(1):4 – 27.

[14] AMIRKHANI S,TOOTCHI A,CHAIBAKHSH A. Fault detection and isolation of gas turbine using series-parallel NARX model [J]. ISA Transactions,2022,120:205 – 221.

[15] GIORGI M G D,QUARTA M. Data regarding dynamic performance predictions of an aeroengine [J]. Data in Brief, 2020, 31:105977.

[16] 白明亮. 故障案例稀缺场景下的燃气轮机智能故障检测及诊断研究[D]. 哈尔滨:哈尔滨工业大学,2020.
BAI Mingliang. Research on intelligent fault detection and diagnosis of gas turbines under the circumstance of FEW fault samples [D]. Harbin: Harbin Institute of Technology,2020.

[17] 王铭辉. 联合循环机组智能控制关键技术研究[D]. 北京:华北电力大学,2024.
WANG Minghui. Research on key technologies for intelligent control of combined cycle units [D]. Beijing: North China Electric Power University,2024.

[18] RAHMOUNE M B,HAFIFA A,KOUZOU A, et al. Gas turbine monitoring using neural network dynamic nonlinear autoregressive with external exogenous input modelling [J]. Mathematics and Computers in Simulation,2021,179:23 – 47.

[19] PROKHORENKOVA L,GUSEV G,VOROBEB A, et al. CatBoost: Unbiased boosting with categorical features [C]//32nd Conference on Neural Information Processing System. Montreal, Canada: Curran Associates, Inc. ,2018.

[20] SNOEK J,LAROCHELLE H,ADAMS R P. Practical Bayesian optimization of machine learning algorithms[J]. arXiv preprint arXiv,2012:1206.2944.

[21] GAO R,LI R,HU M, et al. Online dynamic ensemble deep random vector functional link neural network for forecasting [J]. Neural Networks,2023,166:51 – 69.

(王治红 编辑)