

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2416441

基于深度学习的光纤光栅锅炉状态监测研究^{*}王书涛¹ 程子扬¹ 尹嘉豪¹ 钱浩¹ 郑相锋^{1,2}

(1.燕山大学电气工程学院 秦皇岛 066004; 2.国能锅炉压力容器检验有限公司 北京 102209)

摘要: 为实时监控锅炉工作的健康状态,精准获取锅炉管道的温度和受力情况,提出基于深度学习的光纤光栅锅炉状态监测技术。设计了一种双光纤光栅级联封装的传感器结构及其固定方法,用以提高传感器的测量性能。构建特征融合并行 transformer 回归预测模型对传感器的温度和应变信号进行处理,实现了对传感单元温度和应变的准确识别。实验结果表明,传感器中的两光栅对温度的灵敏度为 12.31 pm/°C 和 11.63 pm/°C,对应变的灵敏度为 1.2 pm/μ ϵ 和 0,消除温度对应变测量的影响,具有温度补偿作用。通过引入深度学习算法,解决了高温环境下光纤光栅对温度和应变混合敏感存在高阶混合项而难以求解的难题,模型的决定系数大于 0.9、平均绝对误差和均方误差分别为 0.23 和 0.31,有效地提高了传感器对温度和应力的识别精度。综上所述,该技术实现了高温环境下温度和应变的准确测量,弥补了传统测量方式高温失效、单点测量等不足,为锅炉工作健康状态的实时监控提供了有效的解决方案。

关键词: 光纤光栅传感器;深度学习;transformer 算法;特征融合;温度测量;应变测量

中图分类号: TN29 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.20

Research on boiler monitoring of FBG based on deep learning

Wang Shutao¹ Cheng Ziyang¹ Yin Jiahao¹ Qian Hao¹ Zheng Xiangfeng²

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

2. Guoneng Boiler and Pressure Vessel Inspection Co., Ltd., Beijing 102209, China)

Abstract: To monitor the health status of the boiler in real-time and accurately obtain the temperature and stress situation of the boiler pipeline, a fiber optic grating boiler status monitoring technology based on deep learning is proposed. A sensor structure with dual fiber Bragg grating cascaded packaging and its fixing method have been designed to improve the measurement performance of the sensor. A feature fusion parallel transformer regression prediction model was constructed to process the temperature and strain signals of sensors, achieving accurate recognition of the temperature and strain of sensing units. The experimental results show that the sensitivity of the two gratings in the sensor to temperature is 12.31 pm/°C and 11.63 pm/°C, and the sensitivity to strain is 1.2 pm/μ ϵ and 0, eliminating the influence of temperature on strain measurement, with temperature compensation effect. By introducing deep learning algorithms, the difficult problem of high-order mixing terms in the sensitivity of fiber Bragg gratings to temperature and strain mixing in high-temperature environments has been solved. The model's coefficient of determination is greater than 0.9, and the average absolute error and mean square error are 0.23 and 0.31, respectively, effectively improving the sensor's recognition accuracy for temperature and stress. In summary, this technology has achieved accurate measurement of temperature and strain in high-temperature environments, making up for the shortcomings of traditional measurement methods such as high-temperature failure and single point measurement. It provides an effective solution for real-time monitoring of boiler working health status.

Keywords: FBG sensors; deep learning; transformer algorithms; feature fusion; temperature measurements; strain measurements

0 引言

随着我国提出“3060”双碳目标,电厂运行将更多地参

与调峰工作,这对发电机组的负荷运行和金属部件的安全及使用寿命产生不利影响。燃煤锅炉作为电厂的三大主机之一,长期运输高温高压的气水介质,管道极易受到高温腐

收稿日期:2024-07-15

^{*} 基金项目:国家重点研发计划(2023YFB4102902)、电科院科研计划(GJ2023Y01)项目资助

蚀引发爆漏现象,影响整个发电系统的正常运行,降低整体产能。因此,准确获取锅炉管道的温度、应力等状态信息,有助于掌握锅炉的健康状态,预防潜在的故障风险,确保设备稳定运行。

光纤光栅(fiber bragg grating, FBG)作为一种带阻滤波型无源器件^[1],因其具有的高电磁抗干扰能力、高灵敏度、高布设自由度等显著优点被广泛应用于大型结构的健康监测及环境参数的实时测量。相比传统的温度测量方式如热电偶、红外测温仪和应变测量方式如应变片等,光纤光栅传感技术具有线性度高、响应速度快、系统稳定性强的优势。通过光复用原理,在单根光纤上刻录多个光栅,实现多点分布式接触式测量,从而在单一通道上完成多点多物理量的混合解调^[2]。这一技术不仅弥补了传统测量方法单点式测量的局限,还简化了布线,并且增强了系统的抗干扰能力^[3],能够有效地降低传感器维护成本,提高工业设备监测的准确性。郭永兴等^[4]提出了一种悬臂梁结合楔形滑块的结构用于地铁隧道变形监测,实现了正负双向位移的测量。王璐等^[5]通过杠杆放大结构增加光纤光栅的轴向形变,实现了高频地震波的监测。Yan 等^[6]将光纤光栅应用于飞机温度监测,通过特殊封装和温敏处理,使光栅对温度的灵敏度提升四倍的同时有效抵消飞行载荷。Jiang 等^[7]设计了一种基于悬臂梁的光纤布拉格光栅加速度计,用于监测油井流量,其交叉灵敏度小于 $-24.43 \text{ dB} (< 6.1\%)$,能够进行低频和精密振动测量。Gan 等^[8]将分辨率不同的弱光纤光栅阵列组合在一根光缆上,同时监测蒸汽管道的振动和温度。上述传感器结构尽管在受力形变的测量上有很高的精度,但是在锅炉内部高温烟气吹拂的环境下,温度高且变化速率快,难以有效补偿高温对应变的测量,内部有横风和烟尘,过于复杂的机械结构,难以保持长时间的适用性和测量精度。因此,研究一种适用于锅炉内部高温烟气环境的传感器结构显得尤为重要。此外,由于光纤光栅对多种物理量的敏感性,在高温环境下,光纤光栅与物理量变化呈现非线性。光纤光栅多物理量混合测量面临挑战。为了克服这一问题,越来越多的学者开始探索将深度学习算法应用于光纤光栅解调的研究中。这些研究旨在通过算法的精确解析,实现对温度和应变的精准测量。李德^[9]提出了基于去噪卷积神经网络(denoising convolutional neural network, DnCNN)的弱光栅阵列信号降噪算法并结合一维卷积神经网络(one-dimensional convolutional neural network, 1-D CNN)实现了峰值检测,在保证解调精度的同时可极大地减少系统的测量时间。车前等^[10]基于弱光纤光栅阵列结合卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)对 4 种不同类型的管道损伤情况进行识别,最终得到的平均准确率为 88.9%。Zhao 等^[11]利用格拉曼角场(gromov-wasserstein distance, GAF)方法将一维时间序列信号转换为二维图像并根据信号噪声的特点对数据进行扩增,结合经典的神经网络结构对数据进行处理。解调

结果的均方根误差(RMSE)可分别达到 $0.3 \text{ }^{\circ}\text{C}$ 和 17.1 Gs 。Deng 等^[12]提出了一种基于自适应深度学习网络(adaptive dilated pyramid net, ADPNet)的光谱分割模型,通过提取光纤布拉格波长特征来区分应变和温度变化。其均方根误差(RMSE)和解耦时间分别为 $141.755 \text{ }\mu\text{e}$ 和 0.54 ms 。尽管上述深度学习算法在提高光纤光栅多参量解调的精度和速度方面表现出色,但它们利用的应变温度数据变化范围较窄,难以适应高温环境或大范围量程的测量需求。解耦精度不足或无法实现端到端解耦方法的问题不能满足实际工程需求。限制了模型在极端条件下的应用性和实用性。

综上所述,为进一步简化温度和应力测量过程,提高光纤光栅传感器在高温工况环境下的测量精度,本文设计了一种适用于电厂锅炉状态监测的具有温度补偿功能的双光纤光栅传感器结构,相较于单光纤光栅,该结构能更准确地感知锅炉管道上的温度和应力变化。通过引入特征融合并行 transformer 深度学习算法模型(feature fusion parallel transformer, FFPT),实现了温度和压力信息的快速高效提取,解决了在高温高压环境下,光纤光栅对温度和应力混合敏感而产生高阶混合项,难以准确解调的难题。使传感器的高温适用性显著提升。

1 光纤光栅锅炉状态监测技术

1.1 光纤光栅传感原理

光纤光栅是一种利用光纤中周期性的折射率变化来实现光信号调制的装置^[13]。根据光纤的耦合模理论,反射光的中心波长是由纤芯折射率和光栅周期所决定的:

$$\lambda_B = 2n_{\text{eff}}\Lambda \quad (1)$$

式中: λ_B 为光纤光栅的中心波长, n_{eff} 为光栅的有效折射率, Λ 为光栅周期。当外界环境因素发生变化时,会影响光栅的有效折射率和周期的改变,进而导致反射光的中心波长的变化。通过对反射光的中心波长的偏移情况的分析,即可获取外界因素的变化^[14]。

当 FBG 只受到外界环境温度影响时,其中心波长变化可表示为:

$$\frac{\Delta\lambda_B}{\lambda_B} = (\alpha_f + \xi)\Delta T \quad (2)$$

当 FBG 只受到应力应变影响时,其中心波长变化可表示为:

$$\frac{\Delta\lambda_B}{\lambda_B} = (1 - P_e)\Delta\epsilon \quad (3)$$

式中: $\Delta\lambda_B$ 为 FBG 的中心波长偏移量, α_f 为 FBG 的热膨胀系数, ξ 为 FBG 的热光系数, ΔT 为外界温度变化量, P_e 为 FBG 的弹光系数, $\Delta\epsilon$ 为载荷导致的 FBG 应变值。

在实际测量时,温度和应力同时存在,FBG 的中心波长变化可表示为:

$$\frac{\Delta\lambda_B}{\lambda_B} = (1 - P_e)\Delta\epsilon + (\alpha_f + \xi)\Delta T \quad (4)$$

在高温环境下,光栅的热光系数 ξ 、热膨胀系数 α_f 和弹光系数 P_e ,不再为常数,而与温度成非线性函数关系。这导致光纤光栅波长的变化与温度和应变的关系存在高阶混合项,使传统分析方法难以准确解调出准确的温度和应变信息^[15]。为此,本文通过合理设置双光栅传感器结构并引入 transformer 深度学习算法,避免了对高阶项的求解而直接获取波长和温度应变的函数关系,解决了光纤光栅对温度和应力应变的混合敏感问题。

1.2 光纤光栅传感器结构设计

由于温度和应力均会造成 FBG 的波长偏移,单根 FBG 难以区分出温度和应力各自对波长变化的影响^[16]。因此,采用双光栅结构,引入温度补偿光栅。传感器结构如图 1 所示,将两个 FBG 一起封装在长度为 60 mm,直径为 10 mm 的不锈钢管中,作为一个传感单元。本文所使用光纤光栅采用纤芯直径为 600 μm 的 SMF-28 光纤,通过飞秒激光刻制有长度 10 mm 的光栅并涂覆有金膜进行增敏,3 dB 带宽小于 0.3 nm。两端接头通过压合结构,使光纤水平伸直固定,并通过螺纹与钢管相连。一个 FBG 作为应变传感器,通过环氧树脂作为粘合剂,与钢管内壁紧密贴合,同时接受应变和温度信号;另一个 FBG 作为温度传感器,悬空于钢管内,不与内壁接触,该传感器只对温度敏感。

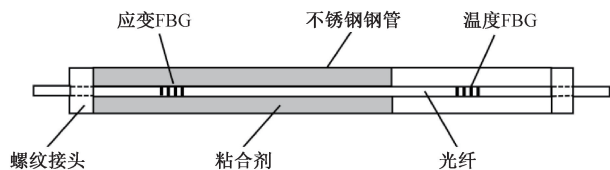


图1 双FBG传感器封装结构示意图

Fig. 1 Dual FBG sensor package structure

该传感器通过级联的方式实现了温度测量和应变测量的有效分离,温度FBG以无应变干扰的温度测量实现了应变FBG的温度补偿。栅区传感部分经过镀金处理,进一步增强了光栅的灵敏度。外部金属铠装和内部压合结构不仅保护和固定了光纤,还提升了光纤在工作过程中的受力稳定性,从而减少了因振动或其他外部因素导致的测量误差。双光栅集成设计使传感器单元既紧凑又高效,通过单根光纤即可实现多传感器的部署。

设计如图 2 所示的特制管夹,其结构类似于标准型双螺栓管夹,采用螺栓紧固。管夹侧面设有椭圆形开孔,可有效消除环境温度变化引起的管夹膨胀误差,同时,椭圆形开孔还避免了制造和升温过程中的应力集中,从而减少管夹的变形风险。该管夹采用与锅炉管道材料相同的 304 不锈钢,确保其膨胀系数与管道一致,使其在高温环境下不会因金属膨胀导致脱落。与传统的焊接或胶粘固定方法相比,这种设计不会干扰锅炉管壁的正常工作的,也不破坏锅炉管壁结构,具有安装简便、高温不易脱落的优点,同时有利于光纤的梳理。该管夹能够确保双 FBG 传感器与管道外壁完全贴合,使锅炉管道的结构应变和温度变化能够长期稳

定地传递到双 FBG 传感器上。

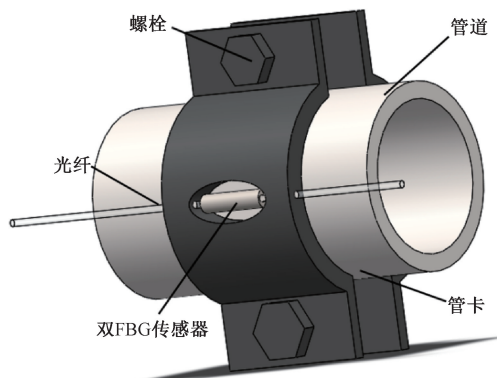


图2 固定管卡结构图

Fig. 2 Fixed pipe clamp structure

1.3 光纤光栅锅炉状态监测系统搭建

光纤光栅锅炉状态监测系统如图 3 所示,由可调谐光源发出的宽谱带光通过光纤传输至光纤光栅传感器。在光纤光栅的中心波长处,光经过光纤环形器反射后传至光谱仪进行分析。通过记录多次反射光谱数据并取其平均值,系统能够有效减小测量误差^[14]。

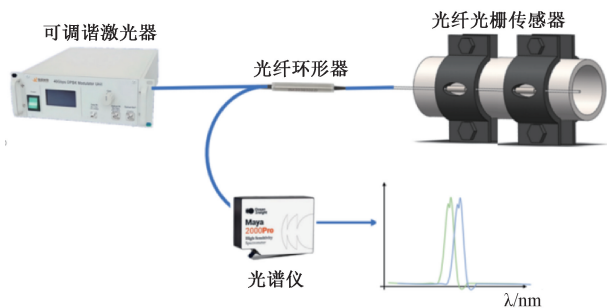


图3 光纤光栅锅炉状态监测系统图

Fig. 3 FBG boiler status monitoring system diagram

该系统利用光纤光栅具有分布式测量的特性,在单根光纤上设置多个不同中心波长的传感器。通过单根光纤即实现对管道不同位置的多点监测。该方法极大程度简化了布线难度。减少了对物理空间的占用,并避免了由布线过多而可能引发的干扰。在提高系统的可靠性的同时,降低了传感器部署和维护的难度。此外,光纤光栅传感器的可调波长特性,使系统可以灵活地根据需要添加或调整传感器的位置和数量。这种扩展性使得系统能够适应不同规模和复杂度的监测需求。

1.4 特征融合并行 transformer 模型的建立

Transformer 神经网络架构于 2017 年首次提出^[17],被广泛应用于自然语言处理和计算机视觉等领域。近年来,由于其在有效处理长序列数据、捕捉特征关联性、理解波长顺序信息以及泛化能力等方面的出色表现,也多被应用于高光谱图像的处理之中^[18]。传统的 Transformer 神经网络回归模型对整体光谱数据进行建模,通过编码和回归进行

预测。然而,该方法在处理复杂的非线性混合信息时,特别是涉及温度和应变的高阶混合项时,效果不佳。当光谱数据中存在明显的双峰值结构时,模型对局部信息的提取能力不足,无法有效捕捉温度和应变对光谱的复杂影响。此外,对完整光谱的处理导致计算复杂度较高,数据处理效率较低。

为解决这些问题,本文提出了一种特征融合并行 Transformer 回归预测模型,其由光谱分割模块、并行 transformer 模块和全连接层构成,其结构如图 4 所示。该模型在传统 Transformer 回归模型的基础上,引入了光谱分割模块,将原始光谱数据根据峰值的不同分割为两组包含单一峰值信息的一维向量,数据量相同。这样,处理从完整光谱转变为对两个子光谱的处理。分割后的向量分别输入到两个独立的 Transformer 编码器子模块中进行并行处理。这种方法允许模型专注于提取每个峰值区域的特征,从而提升对局部信息的捕捉能力,并增强对复杂非线性混合关系的处理能力。通过 Concatenate 层将两个子模块提取的特征向量在第一维度上进行拼接,形成一个综合考虑各个峰值区域信息的新特征向量。这一特征融合机制进一步优化了模型对光谱数据的整体理解能力。最终,融合特征向量输入全连接层,通过全连接网络进行处理,输出光谱数据与温度、应变信息的对应关系。

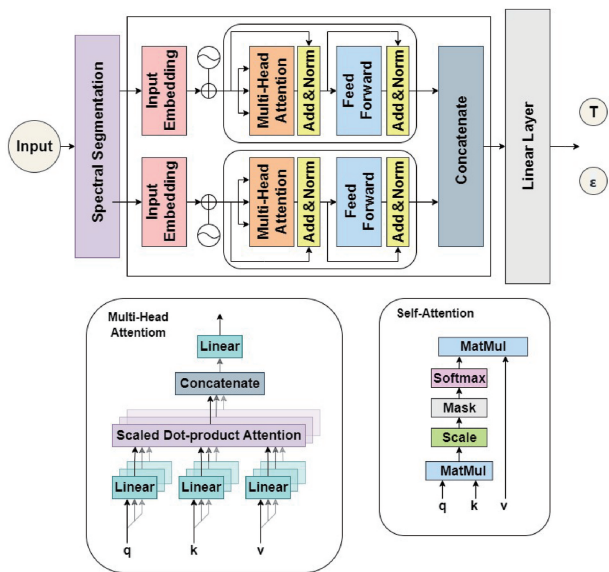


图 4 FFPT 模型结构图

Fig. 4 The structure of the transformer model

其中,位置编码计算公式可表示为:

$$PE(pos, 2i) = \sin(pos/10\,000^{2i/d})$$

$$PE(pos, 2i+1) = \sin(pos/10\,000^{2i+1/d}) \quad (5)$$

式中: $PE(pos, j)$ 表示位置函数, d 表示输出嵌入空间的维度, i 用于映射到列索引, $0 \leq i < d/2$ 。

Transformer 编码器由 n 层编码器结构组成^[19],每层结构又包含两个具有残差连接的子层,第一个子层为多头

注意力子层和规范化层。多头注意力由多个自注意力头组成,其计算过程可表示为:

$$MultiHead(Q, K, V) = Concat(h_1, \dots, h_n)W^O \quad (6)$$

$$h_i = Attention(QW_i^Q, KW_i^K, VW_i^V)$$

式中: Q, K, V 表示查询、键、值的矩阵, h_i 表示第 i 个自注意力头。

第二个子层为前馈全连接层和规范化层。前馈全连接层有两个全连接层和一个 ReLU 激活函数构成,其输出可表示为:

$$FFL(X) = \text{ReLU}(0, XW_1 + b_1)W_2 + b_2 \quad (7)$$

式中: W_i 为权重系数, b_i 为偏差项。

规范化层对子层的全部神经元实现归一化处理,其计算过程可表示为:

$$\hat{z}^{(i)} = \frac{z^{(i)} - \mu^{(i)}}{\sqrt{\sigma^{(i)^2}}} \odot \gamma + \beta \quad (8)$$

式中: $z^{(i)}$ 表示第 i 层的输入, μ 和 σ 分别表示均值和方差, γ 和 β 分别表示缩放和偏移的参数向量。

2 实验结果与分析

2.1 传感器温度-应变特性实验

实验选取中心波长为 1 535 nm 的 FBG 作为应变传感器,中心波长为 1 545 nm 的 FBG 作为温度传感器。将封装好的传感器水平放置于恒温加热台上,使用聚酰亚胺胶带进行固定。光纤末端连接解调仪(解调范围:1 528 ~ 1 568 nm,精度:0.001 nm)。实验设备与相关仪器如图 5 所示。调整恒温加热台(测量范围 0 °C ~ 600 °C,精度:1 °C),使温度以 5 °C 为梯度,从 30 °C 升温至 500 °C。通过加热台的逐次升温模拟工况环境下的温度变化。每次待温度升高至设定值时,稳定 2 min 后纪录数据,避免因温度不稳定产生的误差。

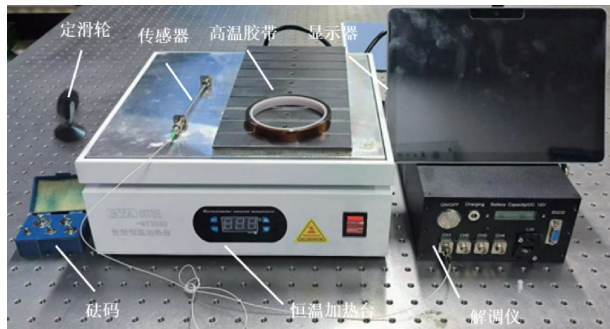
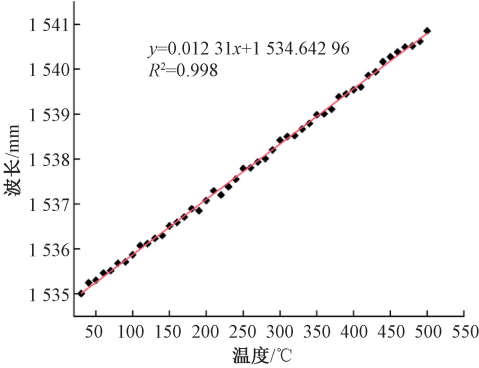


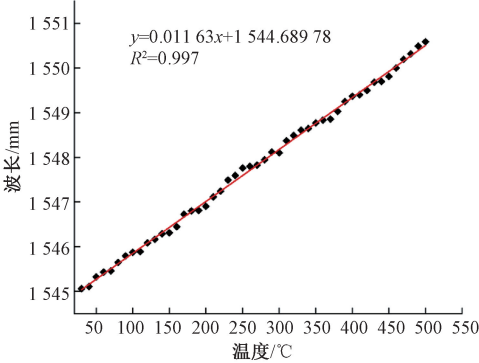
图 5 实验装置及仪器

Fig. 5 Experimental apparatus and instruments

如图 6(a)和(b)所示,当温度逐渐升高时,应变 FBG 和温度 FBG 中心波长均发生明显红移。 R^2 均大于 0.99,呈现出良好的线性关系。由于封装方式的不同,两 FBG 灵敏度存在差异,分别为 12.31 pm/°C 和 11.63 pm/°C。说明两光栅均对温度敏感。



(a) 应变FBG温度敏感曲线
(a) Strain FBG temperature sensitivity curve



(b) 温度FBG温度敏感曲线
(a) Temperature FBG temperature sensitivity curve

图 6 双 FBG 传感器温度敏感曲线

Fig. 6 Dual FBG sensor temperature sensing curve

使用滑轮结构,在应变 FBG 端施加砝码,使其产生纵向的弯曲形变,计算得到应变值。通过调整砝码数量,使应变以 $2\text{ }\mu\epsilon$ 为梯度,从 $0\text{ }\mu\epsilon$ 提升至 $150\text{ }\mu\epsilon$ 。稳定 2 min 后记录数据,获得传感器应变与波长变化的关系如表 1 所示。当应变增加时,应变 FBG 波长发生明显偏移,灵敏度为 $1.2\text{ pm}/\mu\epsilon$,而温度 FBG 波长几乎稳定。

表 1 双 FBG 传感器波长随应变变化量

Table 1 The amount of wavelength change with strain of the dual FBG sensor

应变/ $\mu\epsilon$	应变 FBG	温度 FBG
0	1 535.005	1 545.061
30	1 535.041	1 545.064
60	1 535.077	1 545.059
90	1 535.132	1 545.070
120	1 535.157	1 545.065
150	1 535.181	1 545.063

上述结果表明,温度和应变的改变能够快速准确地被双 FBG 传感器获取,且内部温度 FBG 能够实现了对应变 FBG 的温度补偿功能。

2.2 transformer 模型训练及结果分析

为了模拟实际工作环境中温度和应力同时变化的情况,本文将反复进行上述实验过程,并记录双 FBG 传感器在不同温度($0\sim 500\text{ }^{\circ}\text{C}$)和应变($0\sim 150\text{ }\mu\epsilon$)条件下的结果,部分结果若图 7 所示,获得了 95×76 组光谱数据和对应的温度应变标签作为模型的数据集。

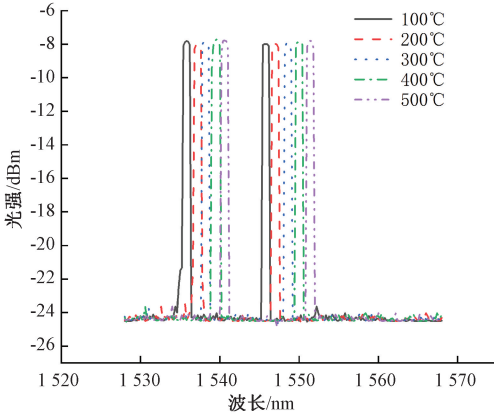


图 7 双 FBG 传感器在 $150\text{ }\mu\epsilon$ 应变下的光谱

Fig. 7 Spectra of a dual FBG sensor at $150\text{ }\mu\epsilon$ strain

将数据集按照 7 : 3 的比例划分为训练集和验证集。在模型训练过程中对原始光谱数据和标签数据进行归一化处理,按照表 2 所示的超参数进行模型设置。

表 2 模型的超参数

Table 2 Hyperparameters of the model

Learning rate	Attention head	Encoder layers	Epochs	Batch size
0.0001	4	6	100	30

随机初始化网络,使用 Adam 参数优化器,参数设置为:学习率为 0.0001 , $\beta_1=0.9$, $\beta_2=0.9$, $\epsilon=1\times 10^{-8}$ 。在单个 NVIDIA 1050Ti GPU 上进行完整的 100 次模型训练,网络在大约 10 分钟内收敛。训练中的损失率如图 8 所示,训练集和验证集的损失迅速衰减至 0.025 。说明模型未出现过拟合现象,收敛迅速,具有良好泛化能力。

为评估模型的准确性,在本文实验构建的数据集上,分别建立支持向量回归(support vector regression,SVR)、偏最小二乘回归(partial least squares regression,PLSR)两种机器学习模型和自适应膨胀金字塔网络(adaptive dilated pyramid net,ADPNet)、深度置信网络(deep belief network,DBN)、卷积神经网络和长短期记忆网络的混合模型(convolutional neural network-long short-term memory network,CNN-LSTM)、传统 transformer 回归预测模型这四种深度学习模型与特征融合并行 transformer 模型进行对比,上述模型均在 python3.9 环境下执行,其中 ADPNet、CNN-LSTM、FFPT、传统 transformer 模型使用

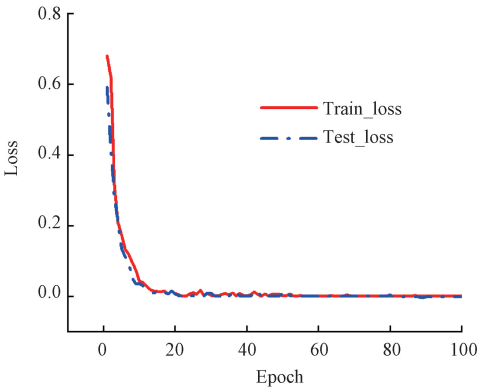


图 8 模型的 loss 曲线

Fig. 8 The loss curve of the model

PyTorch 深度学习库搭建;PLSR、SVR 模型使用 Scikit-learn 机器学习库搭建。选择决定系数(R^2 -score)、平均绝对误差(MAE)和均方误差(MSE)作为模型的评价指标,结果如表 3 所示。ADPNet、CNN-LSTM、FFPT、传统 transformer 模型精度要远优于 SVR 和 PLSR,表明深度学习算法相较于机器学习算法和传统统计模型,在处理非线性相关的问题上更具有优势,更加适用于高温环境下对光纤光栅温度和应变的混合解耦。

表 3 模型的性能指标

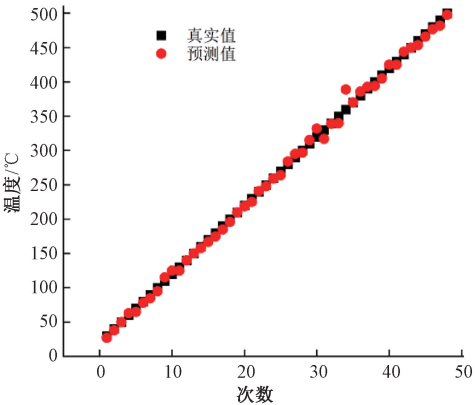
Table 3 Performance metrics for the model

Name	R^2	MAE	MSE
FFPT	0.94	0.22	0.31
SVR	0.84	0.33	0.40
PLSR	0.76	0.38	0.41
CNN-LSTM	0.88	0.27	0.39
ADPNet	0.89	0.30	0.35
DBN	0.89	0.32	0.35
Transformer	0.92	0.24	0.34

与传统的 transformer 模型相比,本文构建的 FFPT 模型 R^2 和误差均有显著提升。与其他深度学习算法相比,也有明显优势。说明该模型不仅提高了特征提取的精度,还增强了对复杂非线性关系的处理能力。通过光谱分割和并行处理的策略,模型在降低计算复杂度的同时,提升了处理效率和预测准确性。这种改进使得模型在面对光谱数据中复杂的非线性混合问题时,能够更准确地解析温度和应变信息,从而显著提升了预测性能。其强大非线性建模能力使其能够适应复杂的高温环境下的数据变化,提高了模型的鲁棒性和泛化能力。

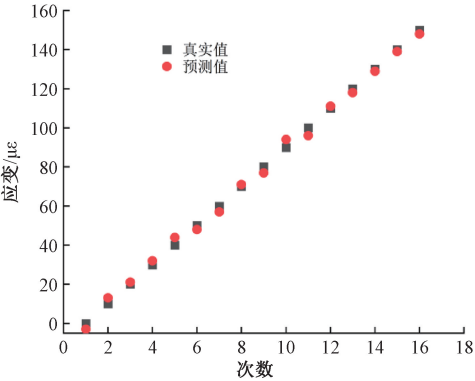
为了更加直观地展示预测结果,拟合了使用模型进行温度和应力预测的结果图,并将其与真实值进行对比。从图 9 中可以看出,其预测的点均在真实值拟合线附近,仅有极个别点与真实值存在较大的偏差,其误差夹角范围较小。

综上所述,该模型在模拟和实验验证中显示出极高的预测精度和稳定性。将该模型应用于电厂锅炉的健康监测,能够有效解决现有传感器和相关算法的不足,进一步提高系统的检测精度和灵敏度,为工业生产的安全稳定运行提供检测新思路。



(a) 模型的温度预测值

(a) The temperature prediction of the model



(b) 模型的应变预测值

(b) The strain prediction value of the model

图 9 模型的预测对比图

Fig. 9 A comparison chart of the model's predictions

3 结 论

本研究提出了一种基于深度学习的光纤光栅锅炉状态监测技术,针对电厂锅炉高温工作环境和对测量精度准确性的需求进行了深入探究。通过设计双光栅级联封装的传感器结构与固定方式,并构建特征融合并行 Transformer 回归预测模型,成功解决了温度和应变监测中的挑战。实验结果显示,传感器对温度和应变的高灵敏度为 $12.31 \text{ pm}/^\circ\text{C}$ 和 $11.63 \text{ pm}/^\circ\text{C}$,以及 $1.2 \text{ pm}/\mu\epsilon$ 和 0,表明其能够快速、准确地捕捉温度和应变的变化。与传统回归算法相比,特征融合并行 Transformer 回归在光纤光栅高温下对温度和应变的混合求解展现出了更高的稳定性和准确性。因此,本技术有望为电厂锅炉的健康监测和安全运行提供可靠的技术支持,进而提升工业生产的安全性和稳定性。未来的研究方向应着重于技术在实际工程中的应用验

证,以及进一步提升其稳定性和可靠性,以满足不同工业场景的需求。

参考文献

- [1] 王颖,徐毅,章鹏,等. 基于光纤光栅法珀腔传感器的结构表面温度测量方法[J]. 仪器仪表学报,2022,43(11):40-52.
WANG Y,XU Y,ZHANG P,et al. Structural surface temperature measurement method based on fiber grating-Farber cavity sensor[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument,2022,43(11):40-52.
- [2] 周震,刘显明,韩国庆,等. 基于光纤光栅的高速气流总温测量方法[J]. 仪器仪表学报,2022,43(1):83-92.
ZHOU ZH,LIU X M,HAN G Q,et al. Total temperature measurement of high-speed air flow based on fiber Bragg grating[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument,2022,43(1):83-92.
- [3] 李昊业,张雯,宋言明,等. 面向航天器微小碰撞的飞秒光纤光栅冲击检测系统[J]. 电子测量与仪器学报,2022,36(2):153-159.
LI H Y,ZHANG W,SONG Y M,et al. Impact detection system of femtosecond fiber bragg grating for spacecraft micro-collisions[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation,2022,36(2):153-159.
- [4] 郭永兴,杨慧,朱家静,等. 一种双梁互补式光纤光栅位移传感器及在地铁隧道变形监测中的应用[J]. 光电子·激光,2023,34(8):851-860.
GUO Y X,YANG H,ZHU J J,et al. A double-beam complementary fiber Bragg grating displacement sensor and its application in underpass tunnel deformation monitoring[J]. Journal of Optoelectronics · Laser,2023,34(8):851-860.
- [5] 王璐,李辉栋,乔学光. 基于杠杆放大机构的光纤光栅中高频地震检波器[J]. 光电子·激光,2024,35(6):561-569.
WANG L,LI H D,QIAO X G. Fiber grating medium-high frequency seismic geophone based on lever amplification mechanism [J]. Journal of Optoelectronics · Laser,2024,35(6):561-569.
- [6] YAN G,WANG T G,ZHU L Q,et al. A novel strain-decoupled sensitized FBG temperature sensor and its applications to aircraft thermal management [J]. Optics & Laser Technology,2021,140:106597.
- [7] JIANG S D,WANG Y Y,ZHANG F X,et al. A high-sensitivity FBG accelerometer and application for flow monitoring in oil wells[J]. Optical Fiber Technology,2022,74:103128.
- [8] GAN W B,LIU N,WANG Y,et al. Two-parameter method for identification and location of leaks based on weak FBG for steam pipelines [J]. Optical Fiber Technology,2022,74:103095.
- [9] 李德. 基于深度学习的弱光栅阵列波长解调算法研究[D]. 武汉:武汉理工大学,2020.
LI D. Research on wavelength demodulation algorithm of weak fiber bragg grating array based on deep learning [D]. Wuhan: Wuhan University of Technology,2020.
- [10] CHE Q,WEN H Q,LI X Y,et al. Partial discharge recognition based on optical fiber distributed acoustic sensing and a convolutional neural network[J]. IEEE Access,2019,7(1):101758-101764.
- [11] ZHAO B Y,LI W,XIA L,et al. A CNN-based FBG demodulation method adopting the GAF-assisted ascending dimension of complicated signal[J]. Optics Communications,2021,499(1):127296.
- [12] DENG C F,YU M X,ZHU L Q,et al. A deep learning algorithm ADPNet for strain and temperature decoupling of fiber bragg gratings[J]. Optical Fiber Technology,2023,79:103356.
- [13] TONG R J,ZHAO Y,HU H F,et al. Large measurement range and high sensitivity temperature sensor with FBG cascaded Mach-Zehnder interferometer [J]. Optics and Laser Technology,2020,125:106034.
- [14] SHENG W J,YIN X,WEN J X,et al. Accurate and fast calibration for FBG demodulation based on deep learning and ensemble learning[J]. Optics & Laser echnology,2024,172:110476.
- [15] 魏鹤鸣,车嘉炜,侯林嵩,等. 高精度光纤光栅振动解调系统研究与应用[J]. 国外电子测量技术,2023,42(1):82-88.
WEI H M,CHE J Y,HOU L S,et al. Research and application of high-resolution fiber Bragg gratingvibration demodulation system[J]. Foreign Electronic Measurement Technology,2023,42(1):82-88.
- [16] SHOI O,PETER B,OVIDIU N. Realtime health monitoring of composite structures using FBG sensors[J]. IFAC-PapersOnLine,2022,55(19):157-162.
- [17] 李欣宇,孙传猛,魏宇,等. 融合 Transformer 与残差通道注意力的恶劣场景水位智能检测方法[J]. 电子测量与仪器学报,2023,37(1):59-69.
LI X Y,SUN CH M,WEI Y,et al. Water level intelligent detection method based on fuse Transformer residual channel attention mechanism in harsh environments[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation,2023,37(1):59-69.
- [18] 丁志江,李丹,马志程,等. 基于 Transformer 的车道线分割算法研究[J]. 电子测量与仪器学报,2022,36(10):227-234.
DING ZH J,LI D,MA ZH CH,et al. Research on transformer-based lane segmentation algorithm [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation,2022,36(10):227-234.
- [19] GHULAM F,LIU Q CH,ALLAH B S,et al. Swin transformer with multiscale 3D atrous convolution for hyperspectral image classification [J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence,2023,126:107070.

作者简介

王书涛(通信作者),教授,主要研究方向为光学信号处理等工作。

E-mail:wangshutao@ysu.edu.cn

程子扬,硕士研究生,主要研究方向为光学信号传感等工作。

E-mail:424523935@qq.com