

基于电弧光谱的核电堵管 TIG 焊接质量在线监测

白子键^{1,2}, 李治文^{1,2}, 张志芬^{1,2}, 秦锐^{1,2}, 张帅^{1,2}, 徐耀文³, 温广瑞^{1,2}

(1. 西安交通大学, 航空动力系统与等离子体技术全国重点实验室, 西安, 710049; 2. 西安交通大学, 机械工程学院, 西安, 710049; 3. 西安热工研究院有限公司, 西安, 710054)

摘要: 为了实现受操作空间限制和辐射环境下, 高温气冷堆蒸汽发生器传热管道堵管钨极惰性气体保护电弧焊 (tungsten inert gas welding, TIG) 的质量监测, 搭建了一套基于光纤光谱仪的 TIG 焊接过程实时监测系统, 用于核电传热管道堵管 TIG 焊接熔深监测。试验研究采用该系统采集电弧光谱, 利用主成分分析法获取不同焊缝熔深的光谱主成分特征, 创新性提出了一种 ATT-L2R-BiLSTM 深度学习模型, 实现了堵管 TIG 焊接过程中焊缝熔深的分类识别。结果表明, 实验室条件下模型准确率可达 92.61%, 比 Bi-LSTM 网络准确率提高 5.11%, 该模型在核电蒸汽发生器堵管验证平台进行了测试和验证, 准确率达到 99.26%, 最终, 实现了光谱信息不完备下 TIG 焊接质量特征深度挖掘, 以及 TIG 焊接熔深的精准评估。

创新点: (1) 设计了一种能实时监测核电蒸汽发生器堵管 TIG 焊接过程的光谱监测系统。

(2) 提出了监测信息不完备下用于 TIG 焊接过程焊缝熔深 ATT-L2R-BiLSTM 评估模型。

(3) 所提监测策略已在核电蒸汽发生器堵管 TIG 焊接现场进行了实测和验证。

关键词: 电弧光谱; 钨极惰性气体保护焊; 主成分分析法; 在线监测; 深度学习

中图分类号: TG 441.7 文献标识码: A doi: 10.12073/j.hjxb.20230610002

On-line monitoring of TIG welding quality of nuclear power plug tube based on arc spectrum

BAI Zijian^{1,2}, LI Zhiwen^{1,2}, ZHANG Zhifen^{1,2}, QIN Rui^{1,2},
ZHANG Shuai^{1,2}, XU Yaowen³, WEN Guangrui^{1,2}

(1. National Key Laboratory of Aeronautical Power Systems and Plasma Technology, Xi'an Jiaotong University, Xi'an, 710049, China; 2. School of Mechanical Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an, 710049, China; 3. Xi'an Thermal Power Research Institute Co., Ltd., Xi'an, 710054, China)

Abstract: In order to monitor the quality of TIG welding for blocked tube welding of high-temperature gas-cooled reactor steam generators under the constraints of operation space and radiation environment, a real-time monitoring system based on a fiber optic spectrometer for TIG welding process was developed for monitoring the depth of penetration during welding. This study used the system to collect arc spectra and utilized Principal Component Analysis to obtain the spectral principal components of different weld penetration depths. An innovative ATT-L2R-BiLSTM deep learning model was proposed to achieve classification and recognition of weld penetration depth during blocked tube TIG welding. The results show that the model achieved an accuracy of 92.61% under laboratory conditions, which is 5.11% higher than that of the Bi-LSTM network. The model was tested and verified on a blocked tube verification platform for nuclear power steam generators, achieving an accuracy of 99.26%. Finally, deep mining of welding quality features and precise evaluation of weld penetration depth during TIG welding were achieved under incomplete spectral information.

Highlights: (1) A spectral monitoring system was designed for real-time monitoring of the TIG welding process of plugged tubes in nuclear steam generators.

(2) The ATT-L2R-BiLSTM model is proposed for evaluating the depth of fusion of the weld seam in TIG welding process with incomplete monitoring information.

(3) The proposed monitoring strategy has been tested and verified in the TIG welding process of nuclear steam generator tube plugging.

Key words: arc spectroscopy; tungsten inert gas shielded welding; principal component analysis; online monitoring; deep learning

0 序言

蒸汽发生器 (steam generator, SG) 是高温气冷堆 (high temperature gas-cooled reactor, HTR) 核电系统中最关键的设备之一, 是核电之肺. 在 SG 中, 传热管是一回路压力边界的重要组成部分, 是防止放射性裂变产物外泄的重要屏障, 也是一回路系统最薄弱的环节, 其总面积占一回路冷却剂系统压力边界的 80%, 服役过程中, 传热管在高温、高压及高辐射剂量介质的长期冲刷下, 会产生机械或化学损伤, 造成传热管破损从而发生放射性冷却剂外泄, 造成严重的社会不良反响和巨大的经济损失, 因此需要从给水端和主蒸汽出口两端对破损传热管进行封堵, 避免出现重大事故^[1-3]. 然而, 对 HTR 中 SG 加热管应用常规压水堆的机械堵管方法, 可能会因高温下的应力松弛而导致堵管失效, 适用性存疑^[4]. 钨极惰性气体保护电弧焊具有焊接过程稳定、焊缝质量优良、热输入精确可控、可进行全位置焊接等特点, 被广泛应用在航空航天、石油化工装备等领域^[5-7], 利用 TIG 焊接堵管替代传统的机械堵管可以很好地解决高温堵管失效的问题. 实际焊接堵管过程中, 由于操作空间限制和辐射环境导致人员不能长期进入场所, 无法对焊接堵管质量进行焊后质量检测, 因此, 研发耐高温的堵管 TIG 焊接在线质量检测技术十分迫切. TIG 焊接过程的质量监测是国内外研究的重点, 卢振洋等人^[8]利用 Manta 相机采集未熔透与熔透 TIG 熔池图像, 并采用单个卷积神经网络进行分类, 其结果达到了工程应用的水平; 王良瑞^[9]采用高速 CMOS 相机完成核电管道内壁背面 TIG 熔池及凝固焊道实时传感及信息处理, 并开发了背部焊道特征提取算法, 该算法具有较高的准确性和鲁棒性; Górká 等人^[10]提出一种使用具有低采集率的红外热像仪来评估焊接工艺条件和焊接接头质量的方法; Zhang 等人^[11]开发了一套焊缝图像采集系统, 能够从焊缝顶部正面、顶部背面和背面接缝等不同角度提供更多的实时焊缝图像信息, 并设计了一种基于焊缝图像的 11 层 CNN 分类模型, 用于焊缝熔透缺陷的识别,

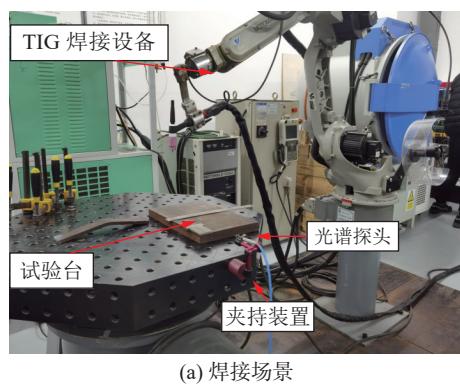
这些研究普遍采用熔池视觉图像、红外热像等方法; Ren 等人^[12]基于时频谱图的卷积神经网络 (time-frequency spectrogram based-convolutional neural network, TF-CNN) 对原始电弧声数据的对数时频谱图进行分类, 与这些信息相比, 电弧光谱具有更丰富的信息量, 实时响应速度更加敏捷且与焊接内部缺陷相关性强^[13-16]. 作为一种非侵入式传感技术, 电弧光谱发射含有丰富的化学元素、波长、发射强度等信息, 对动态焊接过程和焊缝缺陷具有较好的敏感性^[17-19]. 金属光谱发射包含了大量的化学元素的等离子体光谱信息, 如 Al, Fe, Mg, Mn 等, 这些化学元素主要来自焊接钨电极、焊丝和基材, 它们是焊接电弧、焊丝和熔池动态相互作用的产物, 与焊接质量和缺陷密切相关^[20-22]. 因此, 如何充分利用电弧光谱进行 TIG 焊接质量检测是国内外研究的重点, Mirapeix 等人^[17]定量研究了 Usibor 毛坯在激光焊过程中的焊缝质量, 提取了 396.15 nm 处 AlI 发射线的线连续比作为监测特征; Song 等人^[21]利用 Al/Ti 线强度比和支持向量回归预测了激光增材制造过程中的 Al 浓度; Huang 等人^[23]基于改进的 k-medoids 算法, 利用测地线最小生成树确定谱线的分类数, 通过数据挖掘实现谱线的准确识别; 叶昕^[24]对电弧焊光谱的非线性光谱数据降维和特征提取方法进行了研究, 结果表明, 利用 PCA, MDS 和 LDA 3 种数据降维方法得到的特征向量可以表征焊接气孔缺陷; Zhang 等人^[25]提出了一种基于电弧光谱的机器人弧焊铝合金在线缺陷检测方法, 建立了基于随机森林和最优特征子集的缺陷识别模型; Huang 等人^[26]设计了一种基于线阵 CCD 的便携式光谱仪, 并采用经验模态分解 (empirical mode decomposition, EMD) 对光谱特征谱线进行自适应分解, 最后建立了基于遗传算法的改进支持向量机分类模型对特征进行分类; 张志芬等人^[27]利用主成分分析法定量评价各谱线的状态变化敏感程度, 并寻找强相关度的特征谱线, 对谱线进行送丝状态检测, 表明该方法具有较高的灵敏度及稳定性, 抗干扰能力强.

以上的研究内容对电弧光谱的特征提取方法具有推动作用, 但均是在实验室工况下进行的试验

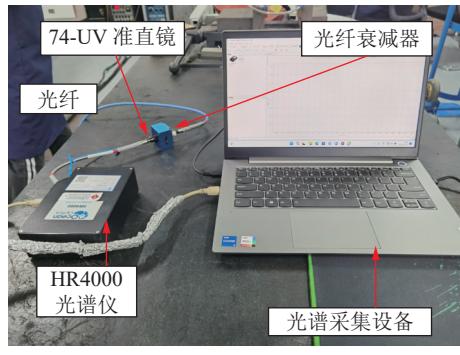
及光谱采集。一方面,核电厂现场环境下,蒸发器堵管的焊接空间极其狭窄,无法进行同轴光谱采集,只能旁轴布置,导致光谱探头与焊枪之间的距离随时间变化,信息强度也随距离而变化,如何实现变距离下的精准监测评估是个难题;另外,TIG 焊接电弧光辐射强度较大,在强光干涉下进行信号采集,导致部分光谱信息丢失,因此,只能在信息不完备的情况下进行实时监测和评估,具有较大挑战,同时,针对核电辐射环境下无法使用人员长期进入焊接场地进行焊接或无损监测操作的难题,需要采用机器人自动焊接,并实现焊接质量的在线实时评估。文中利用基于光纤光谱仪的机器人 TIG 焊接过程实时监测系统,同步精准获取电弧光谱信息,采用基线矫正和主成分分析法分析并提取金属元素的光谱缺陷特征,构建异常监测指标,并利用 ATT-L2R-BiLSTM 深度学习网络模型对缺陷特征进行识别分类,实现了信息不完备下光谱数据的深度挖掘。

表 2 Incoloy 800H 化学成分 (质量分数, %)
Table 2 Incoloy 800H chemical components

C	Si	Cr	Ni	Fe	Al	Ti	S	其他
0.05 ~ 0.10	≤1.0	19.0 ~ 23.0	30.0 ~ 35.0	≥39.5	0.15 ~ 0.6	0.15 ~ 0.6	≤0.015	≤0.015



(a) 焊接场景



(b) 光谱监测场景

图 1 试验场景图

Fig. 1 Experimental scene. (a) welding scene; (b) spectral monitoring scene

掘和 TIG 焊接熔深的精准预测,并在核电蒸汽发生器堵管验证平台试验中证实了所提方法的有效性和可靠性。

1 焊接试验与数据采集

焊接试验设备为 MOTOMAN 焊接机器人,焊接方法为交流脉冲电流钨极氩弧焊,具体工艺参数见表 1,对接板尺寸为 55 mm × 20 mm × 5 mm,材料为 Incoloy 800H, 化学成分见表 2, 焊接试验与监测系统结构如图 1 所示。为了模拟核电堵管焊接工

表 1 TIG 堆焊试验工艺参数

Table 1 Experimental process parameters of TIG surfacing

焊接速度 $v/(cm \cdot min^{-1})$	频率 f/Hz	氩气流量 $q/(L \cdot min^{-1})$	焊接层数	填丝情况
15	2.3	15	1	不填丝

况,将光谱探头通过夹持装置固定进行原位监测,焊枪从距光谱探头最远处逐渐移动到距光谱探头最近处,其移动方向与光谱探头处于同一水平线上,通过调控焊接电流影响焊接过程中热量输入,可以达到影响焊接质量的目的,从而获得不同质量的焊缝,并实时采集 TIG 焊接过程光谱信号,试验保持其他工艺参数不变,设置焊接电流分别为 110 A, 140 A, 155 A, 170 A。

1.1 光谱监测系统

光谱监测设备选用光谱波长 210 ~ 710 nm 的全波段、高精度、便携式 HR4000 光纤光谱仪,其光学分辨率可达 0.02 nm(full width at half maximum, FWHM), 光纤为定制的 QP400-3-SR-BX 型号高级光纤组件, 准直镜为海洋光学品牌 74-UV 型号 (200~2000 nm) 的准直透镜, 由于实际焊接环境中电弧光光强较高, 极易导致等离子体光谱光强超过光谱仪可探测光谱范围, 因此配置了 FVA-UV 型号光衰减器以减少透射光量。

TIG 焊接过程中, 等离子光信号被光纤探头捕捉并经过直透镜和光衰减器后, 通过光纤传输到光

谱仪中, 光谱仪将光信号记录为光谱信号, 并通过基于 Java 的 SpectraSuite 软件储存在计算机上, 经过多次试验, 确定了最优采集设备参数及配置: 光谱仪积分时间为 100 ms, 并使用暗光谱消除环境背景噪音, 试验模拟实际堵管现场, 设计光谱探头与焊接试验件的距离为 20 cm.

1.2 光谱数据分析

由图 1 可知, 光谱探头与焊枪之间的距离随时间不断变短, 光谱强度也会随时间不断变化, 为了探究焊接过程中光谱强度的变化规律, 提取全谱均方根将其按时间顺序排列构成, 如图 2 所示. 在焊接初始阶段, 光谱强度随时间不断增强, 并于 6.4 s 达到峰值, 这符合理论预期, 在焊接后半段, 光谱强度随时间先减小后增大, 并于 14.2 s 达到峰值, 该现象可能是由于电流波动引起的, 随后光谱强度突然减小并趋于 0, 焊接结束. 根据分析可知, 光谱强度的大小会受到焊头与光谱距离的变化的影响, 同时也会受到其他因素的影响, 例如电流的波动等.

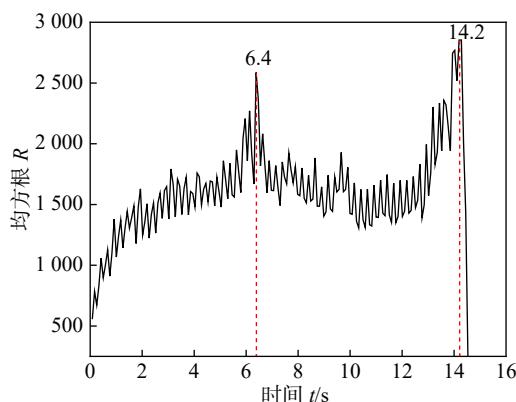


图 2 变采集距离下焊接过程全谱均方根

Fig. 2 Full spectrum root mean square of welding process at variable acquisition distance

试验在强光干涉环境下进行, 这会导致采集的光谱强度超过光谱仪量程, 采用光衰减器减少透射光量, 可以保证所采集的光谱信号强度在光谱仪的量程范围内, 如图 3 所示, 但衰减器减少了光谱仪的光通量, 这会导致光谱信息的丢失.

1.3 光谱波长分析

以单焊材 TIG 焊接过程光谱信息采集数据为基准, 结合材料的组成元素成分信息, 参照美国国家标准局数据库 (national institute of standards and technology, NIST) 对 TIG 焊接过程实时采集的两种材料电弧光谱数据进行线谱标定, 得到 Incoloy 800H 合金 TIG 焊接电弧光谱信号线谱标定结果如

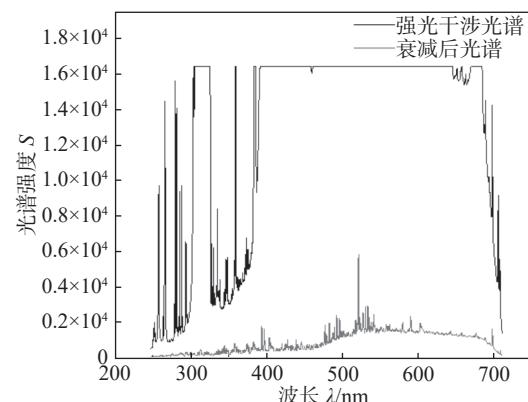


图 3 强光干涉和衰减后光谱信号

Fig. 3 Strong light interferes and attenuates spectral signals

图 4 所示.

结合光谱信号标定结果进行初步分析, Incoloy 800H 合金材料中主要包含的合金元素, 如 Cr, Ni, Ti, Fe 等金属元素及非金属元素 Si, 均有对应线谱. 特征谱线普遍集中在 350 ~ 700 nm 的波长范围内, 证明所选的 210 ~ 710 nm 的光谱信息采集设备符合 TIG 焊接过程光谱监测的需求.

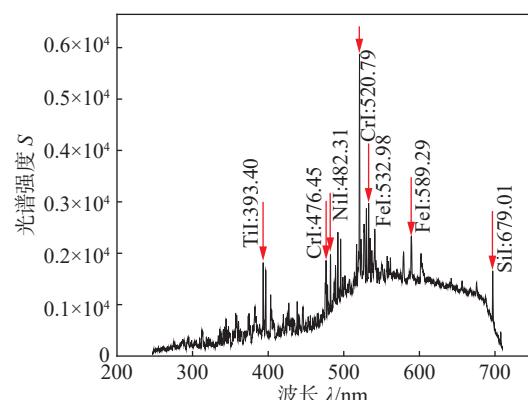


图 4 Incoloy 800H 合金 TIG 焊接电弧光谱信号线谱标定

Fig. 4 Line spectrum calibration of Incoloy 800H alloy TIG alloy arc welding signal

光谱信号由连续背景谱及谱线组成, 且二者辐射类型不同, 为

$$f(x) = g(x) + Y(x) \quad (1)$$

式中: $f(x)$ 是所采集到的光谱强度; $g(x)$ 是光谱基底和背景谱线强度; $Y(x)$ 是特征谱线强度.

背景谱的存在对等离子体光谱数据产生较大影响, 影响到了试验结果的稳定性, TIG 焊接过程等离子体原始谱线图中存在较强的空白底, 如图 5 所示. 由于空白背底的存在, 使得特征谱线的峰值高于实际峰值, 而空白背底的波动使得谱线峰

值波动更加剧烈,降低了检测的重复性,为提升光谱特征表征效果,需对光谱信号进行基线矫正,采用信号处理方法计算光谱背景谱,将背景谱与线谱分离单独表达.

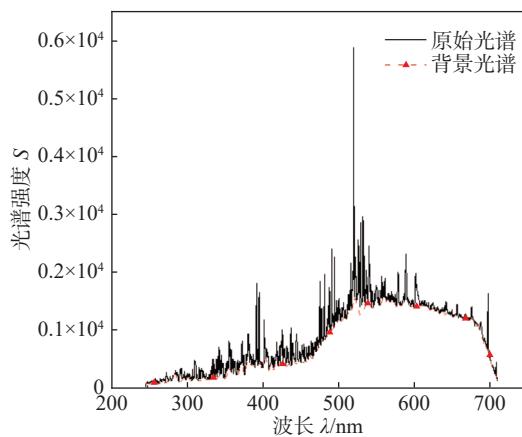


图 5 TIG 焊接过程等离子体原始谱线图

Fig. 5 Original plasma spectra of TIG welding process

文中背景谱计算方法采用求二次包络的方式,即对原始光谱计算下包络线,之后对计算得到的下包络再次计算,其下包络作为背景谱线,将原始谱线减去背景谱则得到了较为纯净的线谱谱线,如图 6 所示.与原始谱线相比,利用算法矫正后的谱线强度明显降低,有效扣除了连续背景所带来的基底干扰,同时,提高了光谱的信噪比和试验结果的稳定性.

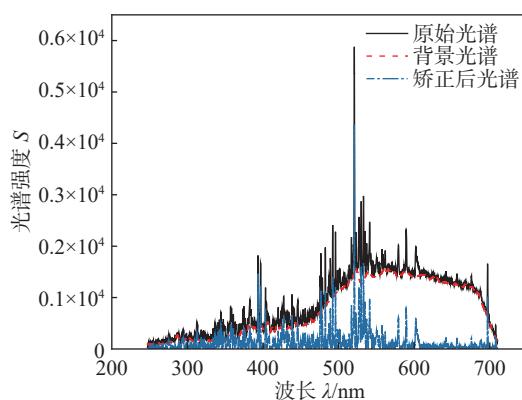


图 6 经二次包络法进行基线矫正后的光谱图

Fig. 6 Spectra of baseline correction by secondary envelopment method

1.4 光谱主成分特征提取

由于 TIG 焊过程的电弧光谱数据维度较高,因此利用主成分分析法(principal component analysis, PCA)对光谱特征数进行降维,获得一组能够保留初始变量主要信息且冗余度较低的新变量.为确

保 PCA 降维的有效性,需要对新变量表征光谱信息程度的指标进行判断,主成分贡献率是否符合要求,即

$$R_{oc} = \frac{\lambda_i}{\sum_{i=1}^d \lambda_i} \quad (2)$$

式中: R_{oc} 为主成分贡献率 (rate of contribution); d 为 3 648 个变量降维后的主成分个数; λ_i 为主成分特征值, 当前 d 个主成分的累计贡献率超过 85% 时, 表明这 d 个主成分基本可以表示所有的光谱信息.

TIG 焊过程电弧光谱的主成分贡献率和累计贡献率,如图 7 所示.其中柱状图代表主成分贡献率,线条代表主成分累计贡献率,5 个主成分的贡献率分别为 82.47%, 12.95%, 1.88%, 1.12% 和 0.34%, 累计贡献率可以达到 98.76%, 这表明经 PCA 处理得到的主成分,可以表征 TIG 焊接过程的基本信息,为了确保特征在避免冗余的前提下保留尽可能多的光谱特征,选取前 50 个主成分作为光谱特征.

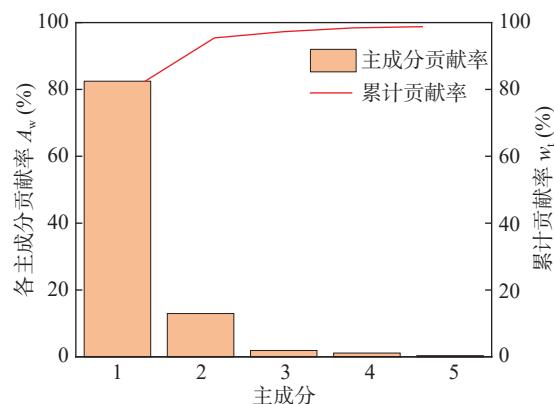


图 7 TIG 焊过程电弧光谱的主成分贡献率和累计贡献率

Fig. 7 Principal component contribution rate and cumulative contribution rate of arc spectrum in TIG welding process

1.5 光谱特征数据集构建

经过谱线背景扣除、基线矫正、PCA 降维等预处理后的光谱特征维度为 (50, 1), 由于调控焊接电流可以获得不同质量的焊缝,其指标为熔深,因此将对应的熔深设置为质量标签.图 8 为不同焊接电流下焊缝的横截面形貌,从中可以清楚地观察到电流变化对焊接熔深的影响,不同电流的焊接熔深和对应标签见表 3, 测试采样本从数据集中随机抽取,不包含在训练集之内.

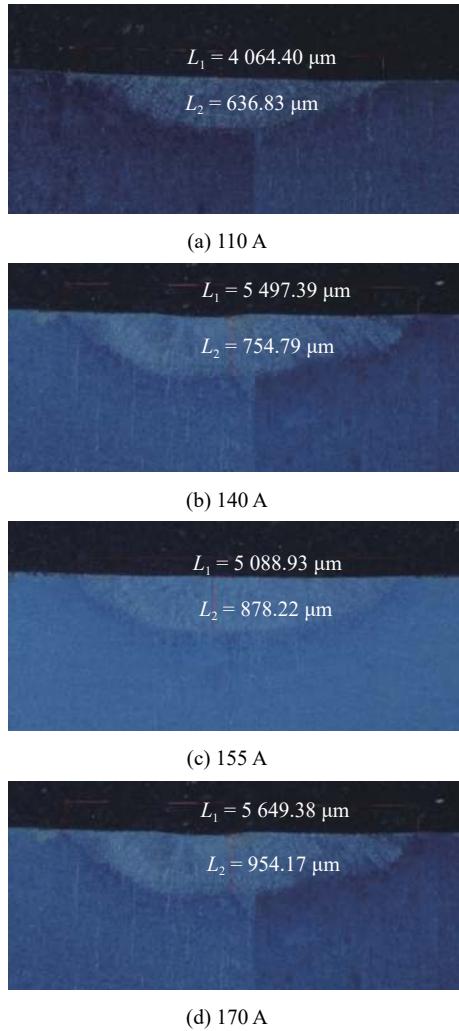


图 8 不同焊接电流下焊缝横截面形貌

Fig. 8 Weld cross section morphologies under different welding current. (a) 110 A; (b) 140 A; (c) 155 A; (d) 170 A

表 3 焊接熔深和对应标签

Table 3 Welding depth and its corresponding labeling

试验编号	焊接电流 I/A	熔深 $d_1/\mu\text{m}$	标签
1	110	636.83	0
2	140	754.79	1
3	155	878.22	2
4	170	954.17	3

2 ATT-L2R-BiLSTM 焊接质量监测网络模型

2.1 Bi-LSTM 网络模型

焊接过程中采集到的光谱信号虽然包含焊接过程丰富的质量特征信息, 但其信号复杂且冗余度

很高, 考虑到光谱数据的特殊性, 使用双向长短期记忆网络 (Bi-directional long short-term memory, Bi-LSTM) 搭建 TIG 焊接质量评估模型。双向长短期记忆网络是一种特殊的循环神经网络 (recurrent neural network, RNN) 模型, 由两层方向相反的 LSTM 神经网络组成, 结合向前和向后两个方向上的数据特征对当前时刻的数据进行预测, 具有处理多变量时序信号的能力, 能够在光谱特征维度进行特征挖掘^[28], 其网络结构包含输入门 input gate、单元状态 C cell state、遗忘门 forget gate 和输出门 output gate, 在 t 时刻分别为

$$i_t = \sigma(W_i x_t + U_i h_{t-1} + b_i) \quad (3)$$

$$\tilde{C}_t = \tanh(W_c x_t + U_c h_{t-1} + b_c) \quad (4)$$

$$f_t = \sigma(W_f x_t + U_f h_{t-1} + b_f) \quad (5)$$

$$o_t = \sigma(W_o x_t + U_o h_{t-1} + b_o) \quad (6)$$

式中: σ 和 \tanh 分别为 Sigmoid 激活函数和 \tanh 激活函数; f_t , i_t 和 o_t 分别为遗忘门, 输入门和输出门, 为使用 \tanh 函数当前时刻的输入信息 x 进行计算获得的记忆状态, W 为光谱信息传递过程的权重矩阵; b 为光谱信息传递的过程中偏置项; U 是各个门对应的权重矩阵; h 指单元内的隐藏状态。

光谱特征通过输入门进入网络, 单元状态中储存了之前累积的光谱特征的长期记忆, 遗忘门对长期记忆的光谱特征选择性丢弃, 只保留重要的信息, 输出门将当前输入的光谱特征和上阶段积累的前期记忆相结合作为此时刻网络的输出, 通过这种方式可以极大程度地保留每一张光谱图像中的特征信息。

2.2 Attention 机制

Attention 机制首先计算特征间的相似度作为权重, 特征间越相似, 计算得到的权重越大, 再对特征加权求和计算得到输出, 从而寻找最适合的一组权重使得其对模型效果的提升最大。由于对接板尺寸较小, 焊接时间较短, 单次焊接所获取光谱图像有限, 导致用于分类的光谱特征数据集较小, 引入 Attention 机制可以最大限度的利用现有数据, 将网络的注意力集中在更有意义的特征上, 从而降低数据集数量对分类结果的影响。

2.3 L_2 正则化

在神经网络训练过程中会出现过拟合的现象, 其原因主要包括训练集和测试集特征分布不一致、训练集的数量级模型的复杂程度不匹配、数据噪声

过多等等,这些原因往往很难完全解决,因此正则化方法被用来防止过拟合现象。 L_2 正则化是一种较为常见的正则化方法,也可以称之为权重衰减,它通过在损失函数上增加惩罚项对权值进行衰减,从而防止过拟合现象的发生,惩罚项的加入可以在控制其他因素不变的情况下使网络学习到更小的权重,即

$$C = C_0 + a\Omega(\omega) \quad (7)$$

式中: C 为增加惩罚项后的损失函数; C_0 为初始的损失函数; $\Omega(\omega)$ 为惩罚项; 惩罚项系数 a 范围为 $[0, \infty]$, 数值越大代表正则化的效果越明显, 对于 L_2 正则化, 惩罚项为 L_2 范数 $\sum_{\omega} \omega^2$, 惩罚项系数 a 为 $\frac{\lambda_j}{2n}$, 即

$$C = C_0 + \frac{\lambda_j}{2n} \sum_{\omega} \omega^2 \quad (8)$$

式中: λ 为正则化参数, 范围为 $[0, \infty]$; n 为训练集合的大小.

2.4 ATT-L2R-BiLSTM 网络模型

基于 BiLSTM 网络, 结合 L_2 正则化和 Attention 机制提出一种新的焊接质量评估模型框架 ATT-L2R-BiLSTM, 其结构如图 9 所示, ATT-L2R-BiLSTM

网络模型的参数见表 4. 模型首先利用双向 LSTM 网络对 PCA 降维之后的焊接光谱数据特征数据集进行训练和预测, 通过前向传播算法将上一层的输出的光谱特征作为下一层的输入并带入计算直到输出层, 反向传播算法根据误差调整各种参数的值并不断迭代直到收敛, 同时在网络训练的过程中引入 Attention 机制, 通过 Softmax 函数计算上一层光谱特征的注意力权重, 并将该权重与光谱特征乘积累加得到输出, 使网络可以更有效地学习特征信息, L_2 正则化项可以有效地防止过拟合现象, 提高网络模型的泛化性.

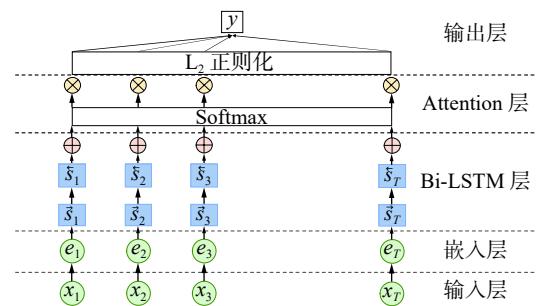


图 9 ATT-L2R-BiLSTM 的网络结构
Fig. 9 Network structure of ATT-L2R-BiLSTM

表 4 网络模型参数

Table 4 Network model parameters

学习率	批训练大小	训练周期 T /周次	网络层数 N_1	隐藏层数 N_2	L_2 正则化权重衰减
0.000 15	50	200	3	80	0.002

2.5 网络评价指标

文中选择以下评价指标对网络性能进行评估, 包括最高准确率 (highest average precision, hAP)、平均准确率 (mean average precision, mAP)、每帧运行时间 (time per frame, tPF).

准确率 AP 可以根据混淆矩阵中的特征计算得出, 即

$$AP = \frac{TP}{TP + FN} \quad (9)$$

式中: 真阳性 TP 为光谱特征的真实类别为真且网络识别结果也为真; 假阴性 FN 为光谱特征的真实类别为真但网络识别结果为假.

3 试验结果与分析

研究引入注意力机制和正则化, 搭建 ATT-L2R-BiLSTM 模型用于堵管 TIG 焊接过程质量评

估, 设置多种典型循环神经网络进行对比, 即 RNN, LSTM, GRU 和 Bi-LSTM 模型, 试验测试结果见表 5.

由于随着焊接过程的持续, 热量累积效应不断增强, 不同时刻下对应的光谱的光强也随时间逐渐增强, 以至于在最后时刻的光谱信号接近燃烧谱, 这导致同一工况下的光谱特征缺乏共性和统一性.

虽然燃烧谱的光谱图像被筛选剔除, 但各个对比网络算法的识别率仍较低, RNN 作为最原始的循环神经网络能够对光谱信号数据集进行分类, 但效果较差, LSTM 和 GRU 的评估结果较为接近, 且由于 GRU 简单独特的内部结构, 使得其运行效率要好于 LSTM, Bi-LSTM 具有更好的检测效果, 相比于 LSTM 训练集和测试集准确率都有提升, 可以满足实时监测焊缝质量的需要.

ATT-L2R-BiLSTM 网络模型对 TIG 焊接的监测结果十分理想, 其平均准确率达到 92.61%, 相较

于 Bi-LSTM 网络提高了 5.11%, 最高准确率达到 94.32%, 相较于 Bi-LSTM 网络提高了 5.11%, 可以满足实时监测焊缝质量的需要.

表 5 TIG 焊 800H 焊接过程质量评估结果对比
Table 5 Comparison of quality assessment results of 800H TIG welding process

网络	平均 train 准确率 $A_{ta}(\%)$	平均 test 准确率 $A_{te}(\%)$
RNN	100	79.55
LSTM	100	81.82
GRU	100	81.53
Bi-LSTM	100	87.50
ATT-L2R-BiLSTM	100	92.61

ATT-L2R-BiLSTM 模型测试的准确率和损失曲线如图 10 所示, 可以看出, 网络的过拟合现象并不明显, 说明 L_2 正则化对消除过拟合的效果显著, 综上所述, ATT-L2R-BiLSTM 模型具有较强的复杂且冗余度较高的光谱特征信号处理能力, 能够实现光谱时间及特征维度的深度特征挖掘, 可以有效的实现 TIG 焊接过程质量评估.

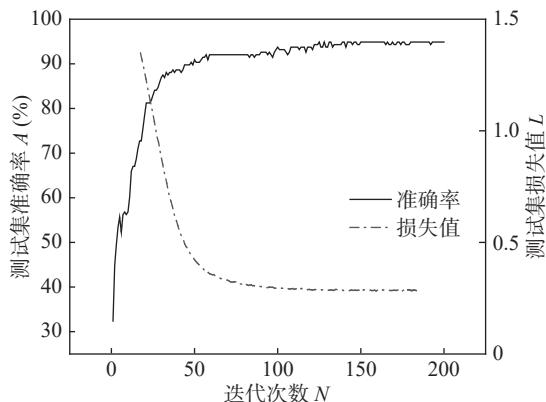


图 10 ATT-L2R-BiLSTM 测试集准确率和损失曲线
Fig. 10 ATT-L2R-BiLSTM test set accuracy and loss curves

表 7 填充焊丝化学成分 (质量分数, %)
Table 7 Filler wire chemical components

C	Si	Cr	Ni	Fe	Al	Ta + Nb	S	Mn	Cu	Ti	其他
≤0.1	≤0.5	18~22	≥67	≤2	0.15~0.6	2~3	≤0.015	2.5~3.5	≤0.5	≤0.75	≤0.5

在整个焊接过程中, 光谱探头的位置保持不变, 因此在焊接的不同阶段光谱探头的进光量是实时变化的, 这导致光谱仪记录的光谱光强也在随时间不断变化. 光谱探头与钨极焊头的位置关系如图 13 所示, 焊头初始位置在 0 处, 随着焊头旋转,

4 核电蒸汽发生器堵管验证平台试验

4.1 圆弧焊接试验

为了验证上述模型在实际工程运用中的可行性, 使用相同的光谱监测系统, 在核电蒸汽发生器堵管验证平台现场对圆弧焊接过程中的电弧光谱进行采集. 圆弧焊接的试验设备为 EWM351 焊机, 焊接方法为直流脉冲电流钨极氩弧焊, 具体固定焊接参数工艺见表 6, 焊接堵管的直径为 5 mm, 材料为 Incoloy 800H, 为了保证焊接质量, 在传热管焊接部分加入一条环状焊丝, 焊丝材料为 ERNiCr-3, 其化学成分见表 7, 参照美国国家标准局数据库对焊丝电弧光谱数据进行线谱标定, 标定结果如图 11 所示.

表 6 圆弧焊接试验固定工艺参数
Table 6 Fixed experimental parameter of circular arc welding

焊接速度 $v/(cm \cdot min^{-1})$	频率 f/Hz	氩气流量 $q/(L \cdot min^{-1})$	焊接 层数	填丝 情况
17	2.3	15	1	填丝

核电蒸汽发生器堵管验证平台主要由蒸汽发生器, 给水端管箱和试验台组成, 如图 12 所示. 堵管通过螺纹固定在传热管上, 焊头被固定在可绕堵管圆心做圆周运动的机械结构上, 由电机驱动, 当焊接开始时, 钨极焊头会在电机的作用下旋转一周, 从而完成整个焊接过程, 通过动态调控焊接电流影响焊接过程中热量输入, 可以达到影响焊接质量的目的, 从而获得不同质量的焊缝, 此外, 通过动态改变光谱探头距离焊接点的距离和积分区间, 可以改变实时采集的光谱信号的强度, 焊接和光谱监测系统动态变化参数见表 8.

二者的距离先增大, 在 B 点达到最远距离, 接着二者距离不断减小, 在 A 点达到最近距离, 随后再增大直到焊接结束. 在钨极焊头的旋转中心有一个固定传热管的漏斗形夹持件, 当焊头、探头与夹持件之间的夹角 α 过小, 即夹持件处于焊头和光谱探头

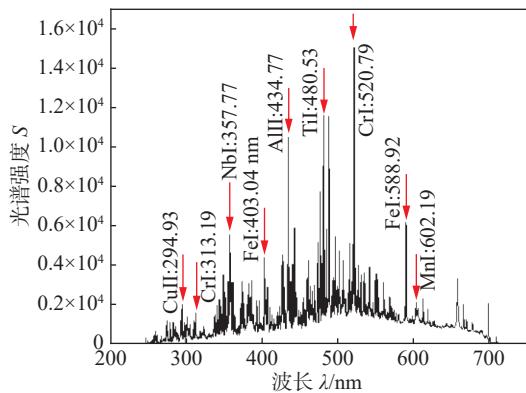
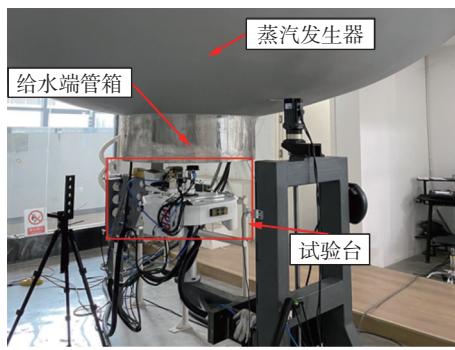


图 11 焊丝电弧光谱信号线谱标定

Fig. 11 Line spectrum calibration of arc signal of welding wire



(a) 核电蒸汽发生器堵管验证平台全貌

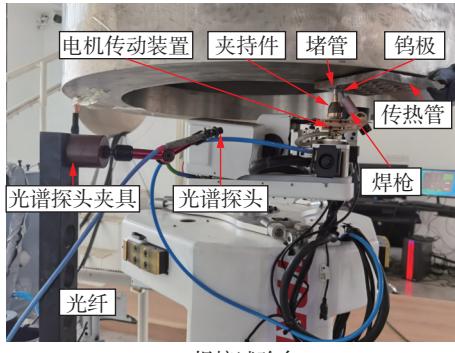


图 12 核电蒸汽发生器堵管验证平台及焊接试验台

Fig. 12 Nuclear power steam generator tube blocking verification platform and welding test platform. (a) general view of nuclear power steam generator tube blocking verification platform; (b) welding test table

表 8 焊接和光谱监测系统动态变化参数

Table 8 Welding and spectral monitoring system dynamic change parameters

试验 编号	积分时间 <i>t</i> /ms	焊接电流 <i>I</i> /A	光谱探头与焊点 间距 <i>L</i> /cm
1	15	130	35
2	4	120	40
3	10	120	40
4	40	120	40

之间的位置时, 夹持件会严重阻碍探头对电弧光的采集, 此外, 当焊头旋转到与探头同向时, 焊头本身及其夹具也会对电弧光的采集产生阻碍. 综上, 采集到的光谱强度主要由探头与钨极之间的距离、夹角和夹持件的阻碍作用决定, 由于钨极的旋转半径远小于钨极和旋转中心的间距, 因此探头和焊头之间的距离对光强的影响较小, 电弧光被阻碍的程度对光强大小起决定性作用.

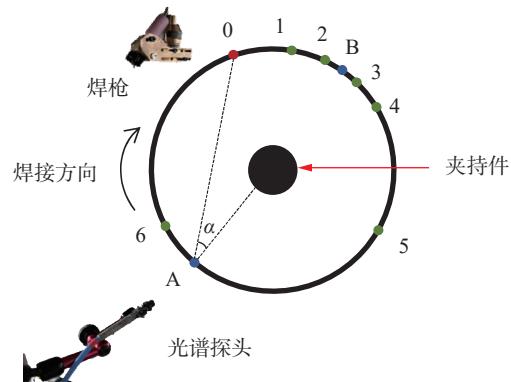


图 13 光谱探头与钨极焊头的位置关系

Fig. 13 Position relationship between spectral probe and tungsten electrode welding head

为了探究焊接过程中光谱强度的变化规律, 提取光谱强度的均方根将其并按时间顺序排列构成, 如图 14 所示, 为了将均方根变化的时间信息与焊头的位置信息联系起来, 把图 13 中焊头的位置轨迹进行划分并标注阶段, 与焊接时间相对应. 根据均方根的大小变化与钨极焊头的位置变化, 对光谱探头采集到的光强度变化规律进行分析, 起弧阶段, 随着焊接的进行, 焊头上的能量不断积蓄, 虽然电流大小保持不变, 但电弧光强仍在增加, 因此在 0~2.2 s 采集光谱的强度的整体变化趋势为随时间不断增强, 但采集光谱的强度在 0.6~2.2 s 发生了明显的波动现象, 这主要是由于电流不稳定造成的, 上述过程均在 0~1 阶段内发生, 在焊头继续旋转过程中, 焊头、夹持件和探头三者之间的夹角 α 变得过小, 导致夹持件对电弧光的遮挡作用越来越显著, 因此在 2.2~3.7 s 之间 (1~2 阶段), 采集光谱的强度急剧减小并在 3.7~4.7 s 之间 (2~3 阶段) 始终稳定在极小值左右, 这说明焊头在 4 s 左右移动到了距离探头最远的 B 点, 此时发射光谱几乎被夹持件完全阻挡, 在随后 4.7~5.8 s (3~4 阶段) 的过程里, 发射光谱逐渐摆脱夹持件的阻碍, 此时采集光谱强度随时间变化不断增加, 但是在 5.8~

9.7 s 之间 (4~5 阶段), 光强又经历了一次衰减, 这是焊头保护件对电弧光的遮挡作用导致的, 在 9.7 s 时其遮挡影响达到最大, 由于保护件的尺寸要小于夹持件, 因此光强的衰减相比于 2.2~3.7 s 区间 (1~2 阶段) 较为缓慢, 随着焊头继续旋转, 电弧光逐渐摆脱遮挡作用的影响, 且探头与焊头之间的距离越来越近, 因此采集光谱强度在 9.7~19.3 s 之间不断增加, 并在 19.3 s 处达到最大, 此时, 焊头移动到了距光谱探头最近的 A 点, 随着焊接的继续进行, 焊头与探头的间距增加, 光谱强度在 19.3~21.9 s 阶段 (5~6 阶段) 逐渐减小, 在 21.9 s 处, 由于焊接即将结束, 焊接电流减小, 此时光谱强度突然减弱直到焊接结束, 在 26.4 s 处光谱强度出现了明显的波动, 这是由于灭弧时电流不稳定造成的. 由以上分析可知, 非同轴的现场焊接试验情况复杂, 光谱数据波动较大, 为保证光谱数据能保留电弧光的主要特征, 筛选并保留均方根大于 1 000 的光谱数据构建分类数据集.

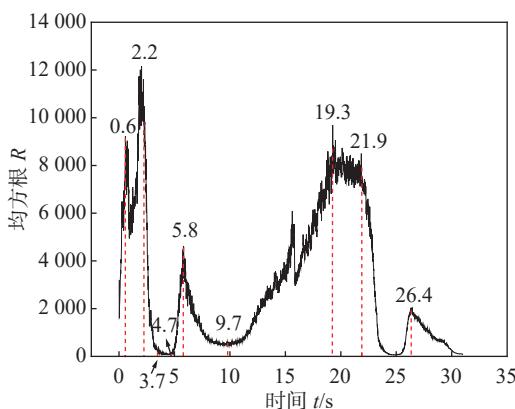


图 14 圆弧焊接过程全谱均方根

Fig. 14 Full spectrum root mean square of arc welding process

4.2 焊接质量表征

所有试验在同一块传热管板材上进行, 如图 15 所示. 利用焊接熔深表征焊接质量, 由于焊热管是通过螺纹固定在板材之上, 因此二者之间的截面存在锯齿状螺纹, 焊接时的高温会使焊丝融化并填补螺纹, 因而焊接熔深可以通过测量板材上表面与剩余螺纹的距离得到. 焊缝横截面形貌如图 16 所示, 可以看出试验 1 和试验 4 的焊缝熔深十分接近, 在分类识别时可以将两组数据合并作为一类, 不同试验的焊缝的熔深、数据量以及对应标签见表 9, 训练集与测试集的划分比例为 7:3.



图 15 焊接传热管板材

Fig. 15 Weld the heat exchange tube sheet

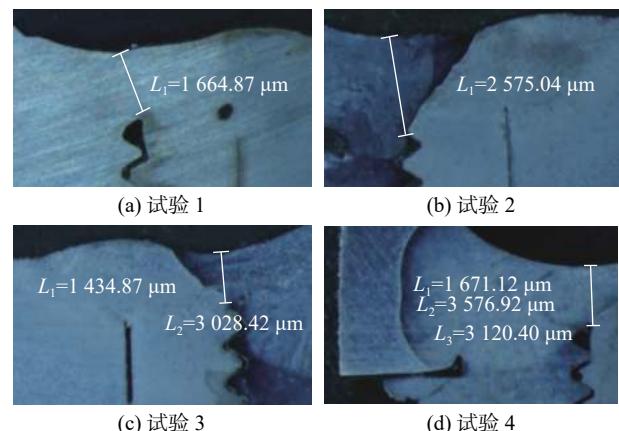


图 16 焊接板材焊缝横截面形貌

Fig. 16 Appearance of weld cross section of welded sheet. (a) Test 1; (b) Test 2; (c) Test 3; (d) Test 4

表 9 堵管焊接熔深和对应标签

Table 9 Pipe plug welding depth and corresponding label

试验编号	熔深 d_1 /mm	标签	数据量
1	1.66	0	2 131
2	2.58	1	2 977
3	1.44	2	2 356
4	1.67	0	1 107

4.3 试验结果与分析

利用在实验室数据验证过的 ATT-L2R-BiLSTM 模型以熔深为表征指标对表 9 中的 4 组试验数据进行分类识别, train 准确率 (平均) 为 99.43%, test 准确率 (平均) 为 99.26%.

由结果可知, ATT-L2R-BiLSTM 模型对核电蒸汽发生器堵管验证平台的圆弧焊接光谱提取特征

平均识别准确率为 99.26%，满足 TIG 焊接质量在线监测的要求。此外，在该结果的训练过程中将熔深相近的试验 1 和试验 4 合并为一类，进一步验证了熔深对于焊接质量具有良好的表征能力。

5 结论

(1) 针对 TIG 焊接光谱信息冗余且复杂的难题，提出了一种基于二次包络基线矫正的光谱信号预处理方法和一种基于主成分分析法的光谱特征提取方法，得到的光谱特征可以很好地表征电弧光谱信号。

(2) 搭建的 ATT-L2R-BiLSTM 焊接质量在线监测模型对提取的光谱特征识别效果明显，平均识别准确率为 92.61%，比 Bi-LSTM 网络准确率提高 5.11%，可以满足 TIG 焊接质量在线监测的工业需要。

(3) ATT-L2R-BiLSTM 模型对核电蒸汽发生器堵管验证平台试验数据的分类识别准确率为 99.26%。

参考文献

- [1] 欧清扬. 核电蒸汽发生器换热管内壁残余应力测试技术应用研究 [D]. 广州: 华南理工大学, 2019.
Ou Qingyang. Application of residual stress test technology on inner wall of heat exchange tube of nuclear power steam generator [D]. Guangzhou: South China University of Technology, 2019.
- [2] 刘冀. 表面状态对蒸汽发生器传热管材高温高压水腐蚀行为的影响 [D]. 合肥: 中国科学技术大学, 2021.
Liu Ji. Influence of surface state on high temperature and high pressure water corrosion behavior of steam generator heat transfer pipe [D]. Hefei: University of Science and Technology of China, 2021.
- [3] 齐欣. 5A06 铝合金变动送气 TIG 焊焊缝性能研究 [D]. 哈尔滨: 哈尔滨理工大学, 2021.
Qi Xin. Study on weld properties of 5A06 aluminum alloy with variable gas injection TIG welding [D]. Harbin: Harbin University of Science and Technology, 2021.
- [4] 李振华. 核电蒸汽发生器传热管疲劳行为及损伤机理研究 [D]. 北京: 北京科技大学, 2022.
Li Zhenhua. Study on fatigue behavior and damage mechanism of heat transfer tube of nuclear power steam generator [D]. Beijing: University of Science and Technology Beijing, 2022.
- [5] 李春凯, 席保龙, 石珂, 等. 氟化物活性 TIG 焊电弧特征的光谱分析 [J]. 焊接学报, 2021(42): 54–58.
Li Chunke, Xi Baolong, Shi Yu, et al. Spectroscopic analysis of arc characteristics in fluoride-activated TIG welding[J]. Transactions of the China Welding Institution, 2021(42): 54–58.
- [6] 熊俊, 郑森木, 陈辉, 等. 电弧增材制造成形在线监测与控制研究进展及展望 [J]. 电焊机, 2021, 51(8): 70–78.
Xiong Jun, Zheng Senmu, Chen Hui, et al. Research progress and prospect of on-line monitoring and control of arc additive manufacturing[J]. Electric Welding Machine, 2021, 51(8): 70–78.
- [7] Xia C, Pan Z, Fei Z, et al. Vision based defects detection for Key-hole TIG welding using deep learning with visual explanation[J]. Journal of Manufacturing Processes, 2020, 56: 845–855.
- [8] 卢振洋, 宫兆辉, 闫志鸿, 等. 基于深度学习的 TIG 焊背部熔池检测和熔宽提取 [J]. 北京工业大学学报, 2019, 46(9): 988–996.
Lu Zhenyang, Gong Zhaoxu, Yan Zihong, et al. Deep learning based weld pool detection and weld width extraction for TIG welding back[J]. Journal of Beijing University of Technology, 2019, 46(9): 988–996.
- [9] 王良瑞. 核电厚壁管道全位置 TIG 焊熔透状态监测及视觉信息表征 [D]. 上海: 上海交通大学, 2020.
Wang Liangrui. Penetration state monitoring and visual information characterization of full-position TIG welding for thick-wall nuclear power pipeline [D]. Shanghai: Shanghai Jiao Tong University, 2020.
- [10] Górká J, Jamrozik W. Enhancement of imperfection detection capabilities in TIG welding of the infrared monitoring system[J]. Metals, 2021, 11: 41–42.
- [11] Zhang Z F, Wen G R, Chen S B. Weld image deep learning-based on-line defects detection using convolutional neural networks for Al alloy in robotic arc welding[J]. Journal of Manufacturing Processes, 2019, 45: 208–216.
- [12] Ren W, Wen G, Xu B, et al. A novel convolutional neural network based on time–frequency spectrogram of arc sound and its application on GTAW penetration classification[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2020, 17(2): 809–819.
- [13] Madhvacharyula A S, Pavan A V S, Gorthi S, et al. In situ detection of welding defects: a review[J]. Welding in the World, 2022, 66(4): 611–628.
- [14] 张晋, 袁召, 陈立学, 等. 离子体发射光谱诊断 [J]. 强激光与粒子束, 2021, 33(6): 120–125.
Zhang Jin, Yuan Zhao, Chen Lixue, et al. Ion emission spectroscopy diagnosis[J]. High Power Laser and Particle Beams, 2021, 33(6): 120–125.
- [15] 刘莹, 杨立军, 何天玺, 等. 药芯焊丝 TIG 焊电弧特性的光谱分析 [J]. 光谱学与光谱分析, 2017, 37(7): 2171–2176.
Liu Ying, Yang Lijun, He Tianxi, et al. Spectral analysis of TIG welding arc characteristics of flux-cored wire[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2017, 37(7): 2171–2176.
- [16] 刘自刚, 梅亚泽, 张建峰, 等. 深熔 TIG 焊研究现状与展望 [J].

- 热加工工艺, 2023, 52(1): 6 – 11.
- Liu Zigang, Mei Yaze, Zhang Jianfeng, *et al.* Research status and prospect of deep penetration TIG welding[J]. Hot Working Technology, 2023, 52(1): 6 – 11.
- [17] Mirapeix J, Vila E, Valdiande J J, *et al.* Real-time detection of the aluminium contribution during laser welding of Usibor1500 tailor-welded blanks[J]. Journal of Materials Processing Technology, 2016, 235(9): 106 – 113.
- [18] Zhang Z, Chen H, Xu Y, *et al.* Multisensor-based real-time quality monitoring by means of feature extraction, selection and modeling for Al alloy in arc welding[J]. Mechanical Systems & Signal Processing, 2015, 60: 151 – 165.
- [19] Palanco S, Klassen M, Skupin J, *et al.* Spectroscopic diagnostics on CW-laser welding plasmas of aluminum alloys[J]. Spectrochim Acta Part B At Spectrosc, 2001, 56: 651 – 659.
- [20] Nomura K, Yoshii K, Toda K, *et al.* 3D measurement of temperature and metal vapor concentration in MIG arc plasma using a multi-directional spectroscopic method [J]. Journal of Physics, D. Applied Physics: A Europhysics Journal, 2017, 42: 425205.
- [21] Song Lijun, Huang Wenkang, Han Xu, *et al.* Real-time composition monitoring using support vector regression of laser-induced plasma for laser additive manufacturing[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2016, 64(1): 633 – 642.
- [22] Zhang Linjie, Bai Qinglin, Ning Jie, *et al.* A comparative study on the microstructure and properties of copper joint between MIG welding and laser-MIG hybrid welding[J]. Materials & Design, 2016, 110(15): 35 – 50.
- [23] Huang Y, Wu D, Lü N, *et al.* Investigation of porosity in pulsed GTAW of aluminum alloys based on spectral and X-ray image analyses[J]. Journal of Materials Processing Technology, 2017, 243: 365 – 373.
- [24] 叶昕. 基于光谱分析的电弧焊接在线检测与评估方法研究 [D]. 镇江: 江苏大学, 2020.
- Ye Xin. Research on online detection and evaluation method of arc welding based on spectral analysis [D]. Zhenjiang: Jiangsu University, 2020.
- [25] Zhang Z, Yang Z, Ren W, *et al.* Random forest-based real-time defect detection of Al alloy in robotic arc welding using optical spectrum[J]. Journal of Manufacturing Processes, 2019, 42: 51 – 59.
- [26] Huang Y, Zhao D, Chen H, *et al.* Porosity detection in pulsed GTA welding of 5A06 Al alloy through spectral analysis[J]. Journal of Materials Processing Technology, 2018, 259: 332 – 340.
- [27] 张志芬, 杨哲, 任文静, 等. 电弧光谱深度挖掘下的铝合金焊接过程状态检测 [J]. 焊接学报, 2019, 40(1): 12 – 25.
- Zhang Zhifen, Yang Zhe, Ren Wenjing, *et al.* Welding state detection of aluminum alloy by arc spectral deep mining[J]. Transactions of the China Welding Institution, 2019, 40(1): 12 – 25.
- [28] 张萌. 基于 AM_BiLSTM 的在线评论质量分类研究 [D]. 北京: 北京交通大学, 2021.
- Zhang Meng. Research on quality classification of online reviews based on AM_BiLSTM [D]. Beijing: Beijing Jiaotong University, 2021.

第一作者:白子键, 硕士研究生; 主要研究方向为增材制造的故障诊断; Email: zijian_bai@stu.xjtu.edu.cn.

通信作者:张志芬, 副教授; Email: zzf919@xjtu.edu.cn.

(编辑: 刘启明)