

耦合激光诱导光声多模态信息的 T91 耐热钢老化等级评估

陈凯庆¹, 董美蓉¹, 唐飞强¹, 李至淳¹, 陆盛资²,
卢伟业³, 陆继东¹

(1. 华南理工大学 电力学院, 广州 510640; 2. 广东省特种设备检测研究院, 佛山 528251;
3. 广东省特种设备检测研究院顺德检测院, 佛山 528251)

摘要: 为快速监测耐热钢老化状态, 保证设备安全运行, 应用激光诱导击穿光谱(LIBS)技术对耐热钢老化状态进行快速评估, 提出一种基于 LIBS 光声多模态信息融合的老化等级评估新方法。采用递归特征消除法对 LIBS 数据进行特征筛选, 并通过时频分析将采集的声波时域信号转换为频谱数据, 获得了反映材料机械性能变化的声学特征。系统比较了“先降维后融合”和“先融合后降维”两种多源信息耦合策略的效果, 并结合线性判别分析与支持向量机构建老化等级评估模型。研究表明, 所提出的光声多模态信息融合方法显著提高了老化评估精度, 模型准确率达到 97%, 为耐热钢服役状态的快速监测提供了新的技术路径。

关键词: 激光诱导击穿光谱; 声波频谱; T91; 支持向量机; 线性判别分析

中图分类号: Q 433.1; TK 38 **文献标志码:** A

Evaluation of the ageing grade of T91 heat-resistant steel coupled with laser-induced photoacoustic multimodal information

CHEN Kaiqing¹, DONG Meirong¹, TANG Feiqiang¹, LI Zhichun¹, LU Shengzi², LU Weiye³, LU Jidong¹
(1. School of Electric Power Engineering, South China University of Technology, Guangzhou 510640, China; 2. Guangdong Institute of Special Equipment Inspection and Research, Foshan 528251, China; 3. Guangdong Institute of Special Equipment Inspection and Research Shunde Branch, Foshan 528251, China)

Abstract: In order to develop a technology that can quickly monitor the aging state of heat-resistant steel, it is necessary to ensure the safe operation of the equipment. Laser-induced breakdown

收稿日期: 2025-05-02

基金项目: 广东省市场监督管理局科技项目 (2023CT02); 广东省特种设备检测研究院科技项目 (2024CY-2-06)

第一作者: 陈凯庆 (2000—), 男, 硕士研究生。研究方向: 光学测量与诊断。E-mail: ckq17650406@163.com

通信作者: 董美蓉 (1985—), 女, 教授。研究方向: 能源转化过程状态诊断。E-mail: epdongmr@scut.edu.cn

引文格式: 陈凯庆, 董美蓉, 唐飞强, 等. 耦合激光诱导光声多模态信息的 T91 耐热钢老化等级评估[J]. 上海理工大学学报, 2025, 47(4): 357-365.

Citation: CHEN Kaiqing, DONG Meirong, TANG Feiqiang, et al. Evaluation of the ageing grade of T91 heat-resistant steel coupled with laser-induced photoacoustic multimodal information[J]. Journal of University of Shanghai for Science and Technology, 2025, 47(4): 357-365.

spectroscopy (LIBS) was applied to the rapid evaluation of the ageing state of heat-resistant steel, and a new method for ageing grade evaluation based on LIBS photoacoustic multimodal information fusion was proposed. The recursive feature elimination method was used to screen the features of the LIBS data, and the acquired acoustic wave time-domain signals were converted into spectral data by time-frequency analysis, and the acoustic characteristics reflecting the changes of the mechanical properties of the materials were obtained. The effects of two multi-source information coupling strategies of "dimensionality reduction first and then fusion" and "fusion first and then dimensionality reduction" were systematically compared, and the ageing level evaluation model was constructed by linear discriminant analysis and support vector machine. The results show that the proposed photoacoustic multimodal information fusion method significantly improves the accuracy of ageing assessment, and the model accuracy is 97%, which provides a new technical path for the rapid monitoring of the service status of heat-resistant steel.

Keywords: *laser-induced breakdown spectroscopy; acoustic spectrum; T91; support vector machine; linear discriminant analysis*

耐热钢因其优异的性能广泛应用于高温承压设备中。然而,随着服役时间的增加,其微观组织逐渐发生变化,导致材料宏观力学性能下降,从而增加设备的运行风险^[1]。因此,准确识别和评估金属老化程度,对防止钢材失效引发安全事故至关重要。目前,受热面管的检测多依赖于机组大修时,采用割管法对壁厚、管径、力学性能及金相组织等进行的检查。虽然割管法能有效发现受热面金属的腐蚀、裂纹和磨损等问题,但其检测周期长,后续的恢复焊接热处理周期也较长。因此,迫切需要一种快速、准确的原位检测技术来评估金属老化程度。

激光诱导击穿光谱(laser-induced breakdown spectroscopy, LIBS)技术是一种基于激光烧蚀机制的原子和离子发射光谱技术^[2],具有损伤小、可原位检测等优点。激光烧蚀样品产生的等离子体易受到材料理化特性的影响(基体效应)^[3],如:表面形貌^[4]、粗糙度^[5]、腐蚀程度^[6]以及老化^[7]等特性会影响激光与材料的耦合效率;合金元素的校准曲线灵敏度也与颗粒的粒径和密度^[8]相关;通过谱线拟合所得的等离子体温度与材料的维氏硬度有关^[9]。因此,对物化特性敏感的光谱信息可用于表征材料的基本特性。

然而,在高维 LIBS 光谱数据中,基体效应会严重干扰特征提取,这增加了 LIBS 用于表征材料特性的难度。机器学习算法能够快速地从高维数据中提取特征并进行分类识别^[10],如:利用深度

残差神经网络筛选光谱数据所构建出的钢样维氏硬度评估模型^[11];结合局部离群因子、主成分分析(principal component analysis, PCA)和随机森林搭建的地下电力系统腐蚀程度预测模型^[12],以及结合递归特征消除(recursive feature elimination, RFE)、线性判别分析(linear discriminant analysis, LDA)和多层感知机构建的金属晶粒度等级评估模型^[13]。在本团队前期的工作中, Li 等^[14]通过 PCA 获得与 T91 耐热钢(以下简称 T91 钢)相关度高的光谱波段,并揭示了光谱强度与金属抗拉强度以及老化等级的相关性。Huang 等^[15]将典型相关分析法与支持向量机(support vector machine, SVM)耦合,构建出了耐热钢运行状态评估模型。在此基础上, Lu 等^[16-17]将 LDA 与 SVM 耦合,构建出老化等级预测模型,并改良特征筛选过程,进一步提高预测模型精度。以上研究充分验证了 LIBS 进行耐热钢失效诊断的可行性。

实际上,在等离子体激发阶段,激光能量被等离子体吸收并转化为内能,之后一部分内能转化为辐射能和动能,分别产生光谱和声压信号^[18]。Wu 等^[19]分析了不同激光能量下等离子体的声学特性,并研究了其与等离子体形成动力学的相关性。Xiong 等^[20]分析了在不同空间参数下所获得的不同离焦量以及不同激光能量的光谱与声压参数(声压峰值和第一衰减系数)的变化规律,并提出利用声压参数矫正光谱强度以降低 LIBS 分析的不确定性。Huang 等^[21]提出了一种声信号矫正水

下 LIBS 光谱的归一化方法, 增强了 LIBS 信号在水中的稳定性。除利用声信号对光谱信号进行矫正以外, Gao 等^[22]直接将声波时域数据与光谱数据进行特征融合, 并依托 PCA 和 SVM 对融合后的数据进行降维建模, 成功实现对不同浓度的铜样分类。Xiong 等^[20]发现热硬度是影响等离子体声信号的重要因素之一, 并提出了 3 种光谱和声波时域数据融合策略(加法、拼接和乘法融合), 利用 SVM 对不同钢样进行分类。而许玉麟^[23]发现声波主频范围随着金属离化能减小而增大, 可通过不同金属在声波频谱中的区别进行分类。以上研究表明, 声波时域与声波频谱数据都能够在一定程度上反映材料特性, 可以将声波数据作为光谱数据的补充信息。本文为了提高基于 LIBS 数据评估耐热钢模型的精度, 以 T91 钢作为分析样本, 同时采集光谱和声波数据, 并结合两种光声耦合策略, 构建基于不同机器学习(LDA 和 SVM)的 T91 钢老化等级评估模型。

1 实验系统与方法

1.1 实验系统与实验样品

图 1 为 LIBS 光声联合采集实验系统示意图, 整个系统由激光器、光谱仪、延时发生器、三维移动平台、麦克风、光学镜片和计算机构成。采用 Nd:YAG 调 Q 激光器(Quantel)作为激发光源, 激光波长为 1064 nm, 脉冲宽度为 6 ns, 单脉冲最

大脉冲能量为 300 mJ。通过移动三维平台使激光焦点位于样品表面下方约 1.5 mm 处, 以减少空气击穿的影响。在光谱采集模块, 选用 4 通道光谱仪(AvaSpec-2048)搭配光纤探头, 以 45°侧向收光的方式采集信号, 光谱分辨率为 0.8~1.2 nm, 波长范围为 179~829 nm。在声波采集模块, 选用 ATR2500X-USB 电容麦克风记录等离子体声波。麦克风的频率响应为 20~15 000 Hz, 24 bit, 采样频率为 192 kHz。麦克风与样品表面的水平距离为 1 m, 其间无任何物体阻拦。电脑端使用 Audacity 作为实验的录音软件。实验设定的激光能量为 40 mJ, 激光频率为 1 Hz, 光谱仪的延迟时间设为 400 ns, 光谱积分时间设为 1.05 ms。此外, 在采集过程中依次打开麦克风、光谱仪和激光器, 检查麦克风和光谱仪是否有信号录入。为保证光声信号同步采集, 在光声信号录入 3~4 s 后用铁板切断激光入射光路, 此时没有产生等离子体, 信号强度基本为 0。在切断光谱 3~4 s 后将光路恢复, 设备再次开始采集光声信号, 且具有相同的采集起点。

T91 钢因其优异的耐热性能, 广泛应用于过热 器管、再热器管、主蒸汽管道及联箱管道等关键 机组部件。为了得到不同老化等级的 T91 钢试样 (图 2), 根据国家标准^[24]对原始样品在一定温度 (600~700 ℃)、一定应力(35~150 MPa)范围内 进行时效老化处理, 其具体的制备细节和性能分 析在本研究团队之前的研究中已详细阐述^[14]。

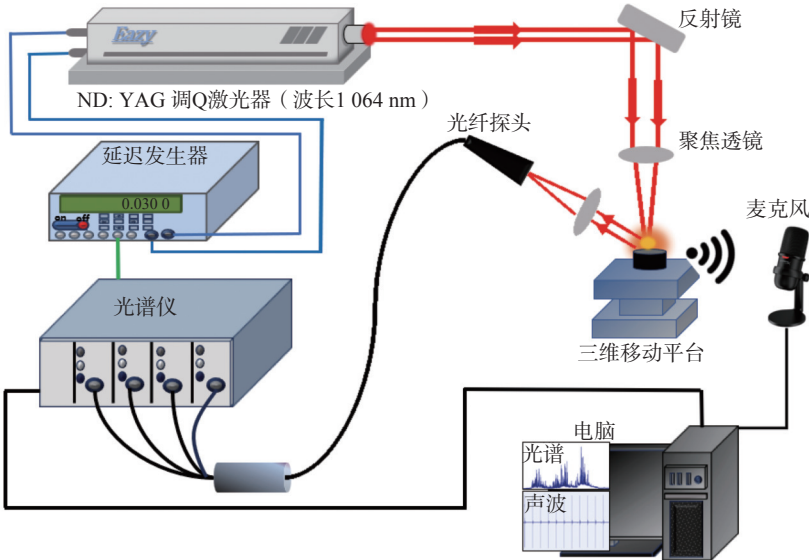


图 1 光声联合采集 LIBS 系统实验台架示意图

Fig.1 Schematic diagram of the experimental bench of the photoacoustic joint acquisition LIBS system

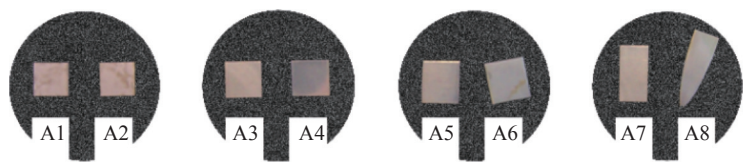


图 2 实验样品图

Fig.2 Diagram of the experimental samples

为了去除表面氧化层对测量的影响，在实验之前对各金属试样表面采用砂纸进行打磨处理。每个金属样品表面选取 10 个取样点，每个取样点烧蚀 40 次。本次实验所用样品涵盖 5 个不同老化等级的样品，见表 1。将老化等级为 1~5 的样品(编号为 A1、A3、A5、A7、A8)作为训练集，老化等级为 1~3 的样品(编号为 A2、A4、A6)作为测试集。此外，为提高模型的泛化能力，使得模型对高老化等级样品同样具有精准识别能力，将老化等级 4 和 5 的样品(编号为 A7 和 A8)也用作模型的测试集，但是数据是重新采集的，以保证训练集和测试集的数据集不同。

表 1 样品数据集划分表

Tab.1 Specimen dataset division table

老化等级	训练集		测试集	
	编号	样品	编号	样品
1	A1	T-3-4	A2	T-2-4
2	A3	T-3-2	A4	T-3-3
3	A5	T-2-2	A6	T-2-1
4	A7	T-1-2	A7	T-1-2
5	A8	T-1-1	A8	T-1-1

1.2 光声数据处理

a. 光谱数据预处理

为消除 LIBS 单一光谱数据波动性对金属老化等级预测的干扰，对光谱数据求平均值。此外，为减小光谱数据与频谱数据之间因数值差异过大对模型的精度造成负面影响，对平均后的光谱数据进行 min-max 归一化处理，以平衡不同光谱特征、频谱特征在预测模型中的相对重要程度。计算如下：

$$I_b = \frac{I_a - \min I}{\max I - \min I}$$

(1)

式中：min *I* 和 max *I* 表示取 LIBS 光谱 *I* 中的最小值和最大值；*I*_a 和 *I*_b 表示归一化之前和之后的 LIBS 光谱强度值。

b. 声波数据预处理

本文实验中的声波时域采集为单次连续采集，难以精准确定每次脉冲时的声信号起点，这会导致同一样品、同一时间、不同脉冲所对应的信号强度不同。因此，需要将声波时域数据转换为声波频谱数据，从而克服上述影响。快速傅里叶变换(FFT)作为一种将声波时域数据转换为声波频谱数据的方法，将信号从时间轴上的表现(振幅随时间变化)转化为频率轴上的表现(不同频率的成分及其强度)。因此，本文利用 min-max 归一化后的声波频谱数据与光谱数据进行耦合。FFT 的具体转换可表示为

$$X(f) = \sum_{k=0}^{M-1} x(k)e^{-i2\pi \frac{fk}{M}}$$

(2)

式中：*X*(*f*)为频域中的复数频谱，表示信号在不同频率上的强度和位置信息；*f*为频率，表示信号在频域中的频率分量；*x*(*k*)为时域信号；*M*为时域信号的采样点数量，本文取 *M*=480；*k*为时间样本的索引； $e^{-i2\pi \frac{fk}{M}}$ 为傅里叶变换的核函数，其中，*i*为虚数单位， $2\pi \frac{fk}{M}$ 代表了信号频率成分与样本点的对应关系。

1.3 分类方法

LIBS 光谱数据和等离子体声波频谱数据具有高维性。大量的基体元素谱线会干扰特征谱线的识别，增加样品分类的难度，不同样品的激发难度也导致了声信号数据的复杂性。这些都是传统分类方法无法解决的难题，而机器学习算法可以在高维数据中自动提取特征并构建模型，实现复杂、大量样本的准确分类识别。因此，本研究引入线性判别分析和支持向量机两种算法，结合光声耦合数据对样品进行分类。

a. 线性判别分析(LDA)

LDA 算法通过计算类内和类间散度矩阵寻找最优投影方向，使得在该方向上投影后的数据类内方差最小、类间方差最大^[25]。若给定的 *L*₀ 和 *L*₁ 分别代表第一类和第二类样本集合，具体表示为 {*X*₁⁰, *X*₂⁰, ..., *X*_{*N*0}⁰} ∈ *L*₀， {*X*₁¹, *X*₂¹, ..., *X*_{*N*1}¹} ∈ *L*₁。LDA

旨在根据 Fisher 准则函数寻找一个最优投影轴 W , 对于测试样本矩阵 X 中的任意向量 x , 可计算出其在 W 上的投影点 $y = W^T x$ 和阈值 y^* :

$$y^* = \frac{n_0 m_0 + n_1 m_1}{n_0 + n_1}$$

(3)

式中: m_0 和 m_1 分别对应投影后样本 L_0 、 L_1 的类均值; n_0 、 n_1 分别为样本 L_0 、 L_1 的样本量。

根据决策规则进行分类, 当 $y > y^*$ 时, 测试样本归属 L_0 , 否则测试样本归属 L_1 。为了能够最大限度区分 5 种不同老化等级的 T91 钢样, 本研究中所设定的投影方向数量为 4。此外, LDA 算法也可以作为分类方法。因此, 本研究将 LDA 算法同时作为降维算法与分类算法。

b. 支持向量机(SVM)

SVM 旨在高维特征空间中寻找最佳分割超平面, 将样本数据分开, 并让分割间距最大^[26]。给定一个形式为 $\{(X_j, y_j), X_j = (x_{j1}, x_{j2}, x_{j3}, \cdots, x_{jp}), j = 1, \cdots, q\}$ 的训练集数据。其中: X_j 为包含 p 个特征变量的输入数据; y_j 为对应的类别标签, 通过式 (4) 计算分析并预测样本类别:

$$f(S) = \operatorname{sgn}\left(\sum_{j=1}^q a_j y_j K(X_j, S)\right) + b$$

(4)

式中: S 为待测样本数据; a_j 为拉格朗日乘子;

$K(X_j, S)$ 为核函数; b 为用于调整决策超平面的偏移量。

RFE^[27] 不仅能够按照一定的特征评价准则在反复构建机器学习模型时迭代删除重要性低的特征, 而且本身与 SVM 具有较好的结合能力。因此, 将 RFE 与 SVM 结合不仅有助于降低数据维度, 还能够构造出与 SVM 密切相关的特征子集。本研究中, 与 RFE 搭配使用的 SVM 核函数为线性核函数 (linear), 用于最终分类的 SVM 所用核函数为径向基函数 (rbf), rbf 核的惩罚参数 c 设定为 1, 核函数参数 gamma 设定为 0.001。

1.4 融合策略

为了实现光声信号的融合, 本研究提出了两种光声融合策略 (见图 3): 光声先降维后融合策略和光声先融合后降维策略。在第一种策略 (图 3(a)) 中, 首先采用 LDA 对预处理后的光声数据进行降维处理, 随后将降维后的特征直接拼接形成耦合特征矩阵。基于此耦合特征, 分别构建 LDA 与 SVM 分类模型, 并将该模型的性能与单一光谱或声波频谱数据构建的模型进行对比分析。在第二种策略 (图 3(b)) 中, 先将原始光谱与声波频谱数据进行耦合, 再应用 LDA 对融合后的高维特征空间进行降维处理, 最终建立基于 LDA 和 SVM 的评估模型。值得注意的是, 针对光谱与声波频谱

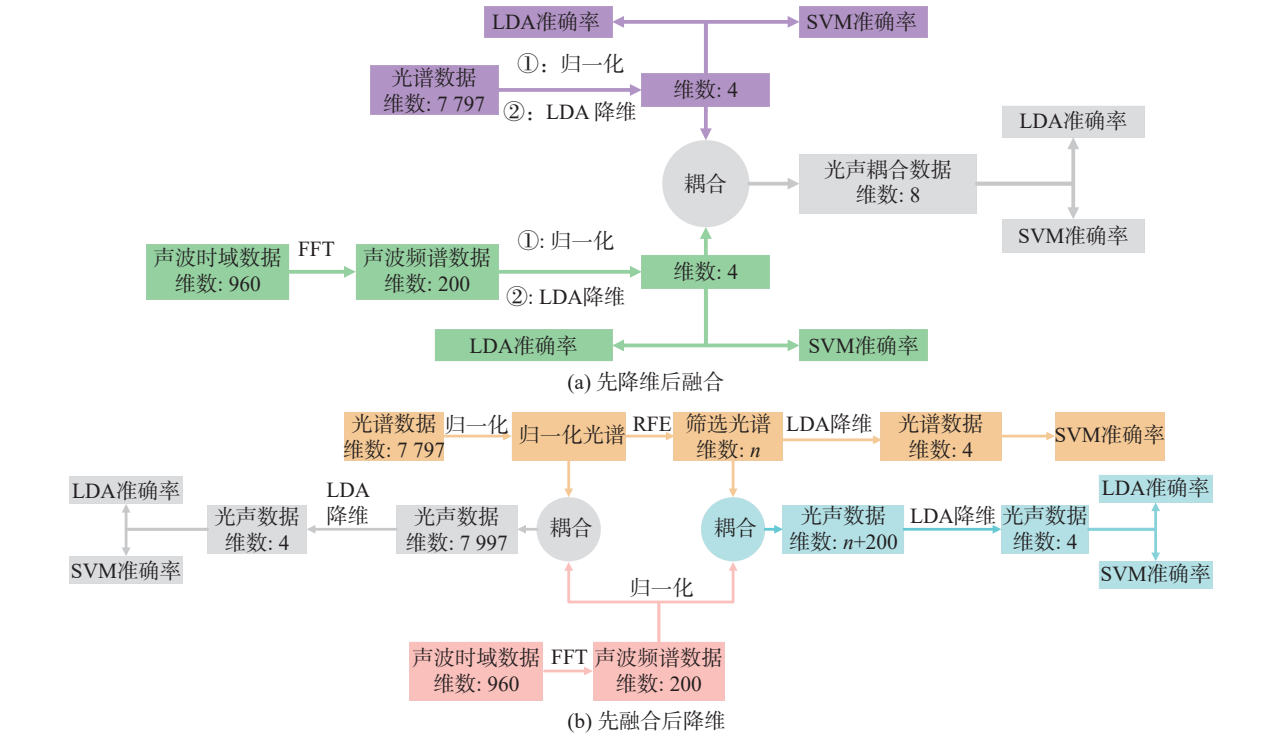


图3 光声耦合策略图

Fig.3 Photoacoustic coupling strategy diagram

数据维度不平衡的问题，进一步引入递归特征消除(RFE)算法对第二种策略进行优化：在数据融合前，先通过 RFE 筛选出最具判别性的光谱特征子集，再将其与声波频谱数据进行融合，从而提升模型的鲁棒性和分类性能。

2 结果与讨论

2.1 光谱信息

图 4(a) 为使用 LIBS 系统收集得到的不同老化等级 T91 钢样在 170~829 nm 波段的平均光谱。从中可以看出，各样品特征谱线分布总体上呈现出较为相似的特征。然而，如图 4(b)、(c) 所示，通过放大图像不难发现，部分基体 Fe 元素以及 Mo、Mn、Cr 等合金元素的原子、离子谱线存在一定差异。这可能是因为服役过程中 T91 钢碳化物(如 $M_{23}C_6$ 、MX 相)的析出、粗化会使得 Cr、Mo 等合金元素从基体向碳化物富集。原先，较多固溶态合金元素(如固溶 Cr)与基体元素结合，其电子结构较为稳定，具有较高的离化能，

更容易激发形成原子以及离子谱线。随着金属的老化，合金元素向碳化物的富集改变了其在钢样中的化学结合状态，较多合金元素原子被束缚在碳化物晶格当中，形成化合物，其离化能更容易受到周围环境的影响，所对应的原子谱线以及离子谱线更难被激发。因此，不同老化等级的 T91 钢光谱数据在局部范围内仍然存在一定差异。

2.2 声波信息

图 5(a) 为不同老化等级 T91 钢的声波时域图，反映出等离子体声信号随时间的变化。等离子体声信号主要来自于衰减的等离子体冲击波，早期表现为超音速 N 型波，周围空气被迅速挤压形成高压区。随着传播距离增加，冲击波从高压转变为大气压，速度从超音速衰减至声速。从中可以看出，等离子体声信号包含初始的主波以及多次回波，这些回波来源于声信号采集过程中周围环境的干扰。显然，不同老化等级试样的声波振幅随时间的变化趋势几乎一致，难以提取出较多差异信息。因此，利用快速傅里叶变换将时域信息转换为图 5(b) 所示的声波频谱数据，直观反

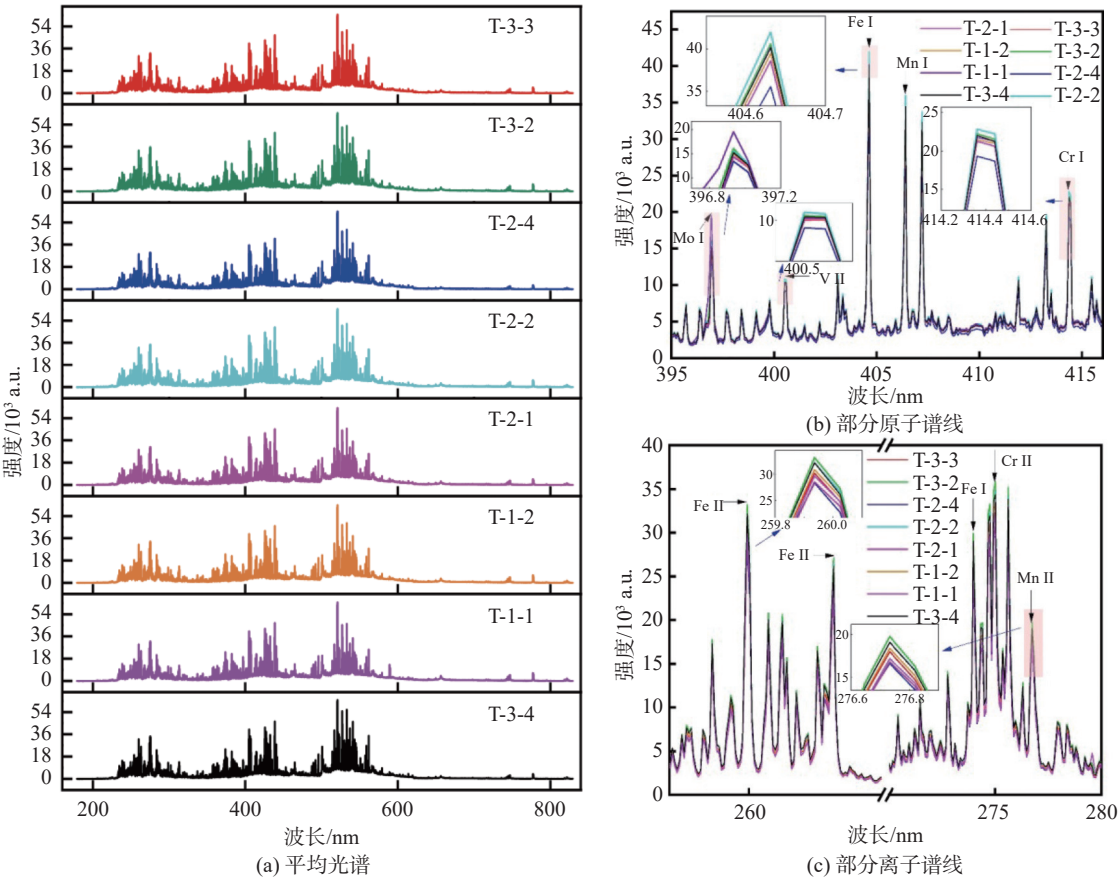


图 4 不同老化等级 T91 光谱图
Fig.4 Spectra of T91 for different ageing grades

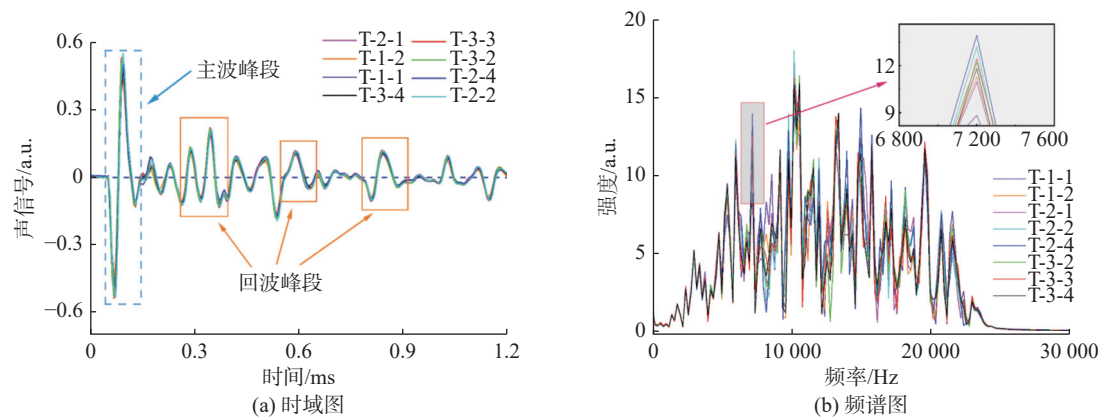


图 5 不同老化等级 T91 声波信息

Fig.5 T91 sonic information for different ageing levels

映样品在频率强度上的差异。相较于时域信息，频谱信息表现出较高的差异性。具体而言，当频率处于 0~6000 Hz 时，不同样品的强度变化趋势较为一致；在 6000~25000 Hz 时，其频率强度变化响应明显，甚至在少数频率范围内（8000~9000 Hz、11000~12500 Hz），强度变化开始变得杂乱无章；25000 Hz 之后强度基本为 0。综上所述，声波频谱数据不仅揭示了不同老化程度对材料特性的影响，同时也将这些差异特征放大，因此，光声结合方法可以提取更多与特性相关的信息。

2.3 模型评估

a. 光声先降维后融合

为评估光声先降维后融合策略所构建的模型精度，分别利用光声数据、光谱数据以及声波数据构建 T91 钢老化等级分类模型，各模型评估结果如图 6(a) 所示。从中可以看出，基于单一光谱数据构建的模型表现出最低的分类性能，其准确率仅为 52.0%(LDA)和 40.5%(SVM)。相比之下，

利用光声数据构建的 SVM 模型取得了较好的分类效果，准确率为 71.0%。无论是 SVM 还是 LDA，基于光声数据构建的模型精度均优于单一模态的数据。这一结果证实了声波频谱信息作为补充信息的有效性。图 6(b) 为基于光声数据训练的 SVM 模型对测试集样品的预测结果。分析该混淆矩阵可以发现，该模型对等级 4 的样品进行了准确识别，预测准确率达到了 100%，也表明在光声结合数据中，等级 4 的信息特征最为显著。其次，模型对等级 5 和 3 的样品也表现出较好的识别性能，预测准确率分别为 96% 和 91%。模型对数据测试集的误判主要发生在等级 1 和等级 2 的样品之间，该模型多将等级 1 误判为等级 3，等级 2 误判为等级 4。因此，该融合策略构建的模型依然存在一定的提升空间。

b. 光声先融合后降维

针对光声数据先降维后融合的不足之处，构建光声数据先融合后降维的评估模型。然而，直

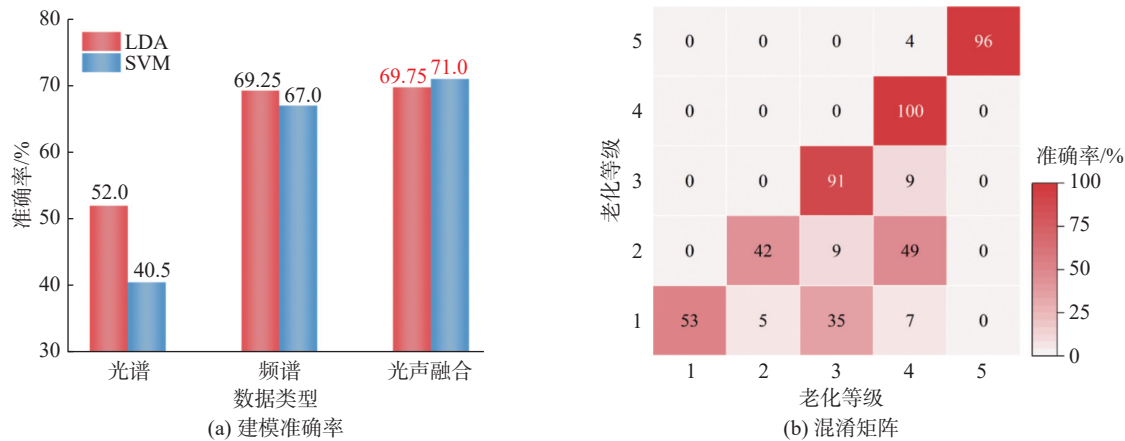


图 6 光声先降维后融合策略评估

Fig.6 Photoacoustic dimensionality reduction first and then fusion strategy evaluation

接将 7797 维的光声数据融合后再进行 LDA 降维，所构建模型分类性能仍不够理想。LDA 模型的准确率为 50.75%，SVM 模型的为 48.5%，分类准确率略优于基于单一光谱数据构建的模型。造成这种现象的原因是不同模态数据维数差异过大(光谱 7797 维，频谱 200 维)。这种极不平衡的特征分布导致 LDA 在进行降维时难以提取到声波频谱中的有效信息。此外，高维光谱中大量噪声数据在降维过程中造成了明显的干扰，进一步降低了模型对频谱信息的利用效率。显然，对于该融合策略而言，平衡光谱和频谱变量数之间的比例、剔除光谱噪声变量是解决上述问题的关键所在。因此，对光声先融合后降维策略进行优化，利用光谱特征子集与声波频谱融合并进行降维处理，最终利用 SVM 构建模型，并与 RFE 筛选的单一光谱特征子集构建的模型进行比较，具体结果如图 7 所示。经过 RFE 处理后的单一光谱以及光声融合数据所构建的 SVM 模型精度都得到了显著提升。与单一光谱数据相比，光声融合数据搭建的 SVM 模型性能更优。随着 RFE 筛选后的特征变量数的减少，两种模型准确率都呈现出先上升后下降的趋势。单一光谱数据训练的 SVM 模型在特征变量数为 1900 时准确率达到 79.5%，光声融合数据训练的 SVM 模型在特征变量数为 1300 时准确率达到 97%。因此，将光谱通过 RFE 筛选至 1300 个特征变量后，再与声波频谱拼接、降维后所构建的 SVM 金属老化预测模型能对 T91 钢失效程度作出准确评估。

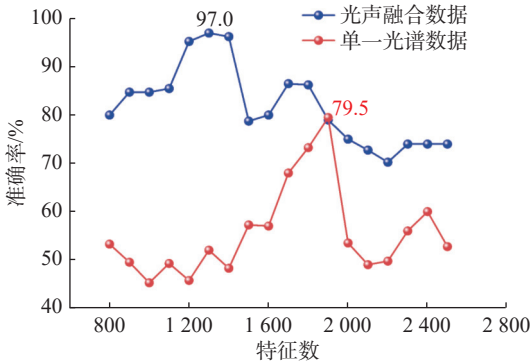


图 7 SVM 模型准确率随 RFE 特征数的变化
Fig.7 Accuracy with the number of RFE features

表 2 为不同类型数据建立的 LDA 和 SVM 模型评估老化等级的准确率，表中括号内数字为经过 RFE 处理后光谱数据剩余的特征变量数。可以看出，采用优化后的光声先融合后降维策略建立

的 SVM 模型具有最高的准确率，单一光谱数据搭建的 LDA 模型分类准确率最低。光谱数据经过 RFE 特征筛选后，模型分类准确率大幅提高，这说明利用 RFE 对高维数据进行初步筛选，剔除部分冗余光谱变量后，更利于金属老化等级评估模型的构建。同时，研究也发现，光声融合数据确实能提高 T91 钢老化模型的评估性能。

表 2 不同类型数据建立的 LDA 和 SVM 模型评估准确率
Tab.2 Evaluation of accuracy of LDA and SVM model built with different types of data

模型训练数据	准确率/%	
	LDA	SVM
单一光谱数据	52.00	40.50
RFE 筛选后的光谱数据(1900)	—	79.50
声波频谱数据	69.25	67.00
先降维后融合的光声数据	69.75	71.00
先融合后降维的光声数据	50.75	48.50
经 RFE 筛选的先融合后降维光声数据(1300)	—	97.00

3 结 论

耐热钢服役状态诊断对安全生产具有重要意义。本文将光声耦合数据用于 T91 钢状态诊断，通过将其与化学计量方法相结合，为 T91 钢老化等级预测提供了一种高精度方法。利用快速傅里叶变换将声波时域数据转换为声波频谱数据，并对光谱数据和声波数据进行归一化处理。提出两种光声数据融合策略，并对比两种策略的评估效果。研究发现，在光声先降维后融合策略下，利用光声数据所搭建的评估模型准确率优于利用单一光谱或频谱数据所建立的模型，但仍然存在一定的提升空间。而在光声先融合后降维策略中，由于光声数据初始维度差异过大，导致所建立的模型评估性能不佳，通过引入 RFE 在平衡光谱和频谱特征维数的同时筛选重要性低的光谱信息，结果表明，利用筛选后的光谱数据与频谱数据融合经 LDA 降维后所搭建的 SVM 模型，分类准确率最高，可达 97%，并且模型具有良好的鲁棒性。综上所述，当获取数据具有明确标签类别时，对 RFE 筛选后的光谱与声波频谱融合并进行降维处理，能够切实提高 LIBS 对不同老化等级 T91 钢的诊断能力。该方法对 LIBS 在耐热钢状态

诊断方面的实际应用具有一定的指导意义。

参考文献:

- [1] 陈彦泽, 梁志远, 徐一鸣, 等. 长期服役 T91 铁素体耐热钢变负荷工况下蒸汽氧化行为研究 [J]. 中国电机工程学报, 2025, 45(10): 3912–3923.
- [2] LI J M, ZHU Z H, ZHOU R, et al. Determination of carbon content in steels using laser-induced breakdown spectroscopy assisted with laser-induced radical fluorescence[J]. *Analytical Chemistry*, 2017, 89(15): 8134–8139.
- [3] RAUSCHENBACH I, LAZIC V, PAVLOV S G, et al. Laser induced breakdown spectroscopy on soils and rocks: influence of the sample temperature, moisture and roughness[J]. *Spectrochimica Acta Part B: Atomic Spectroscopy*, 2008, 63(10): 1205–1215.
- [4] AL-SAYED S R, SAMAD F A, MOHAMED T, et al. Correction: novel surface topography and microhardness characterization of laser clad layer on TC4 titanium alloy using laser-induced breakdown spectroscopy and machine learning[J]. *Metallurgical and Materials Transactions A*, 2022, 53(10): 3807.
- [5] OUYANG A G, YU B, HU J, et al. Surface roughness study of high-speed railway wheel materials based on laser-induced breakdown spectroscopy[J]. *Journal of Applied Spectroscopy*, 2023, 90(3): 646–654.
- [6] WUDIL Y S, SHALABI A F, AL-OSTA M A, et al. Effective corrosion detection in reinforced concrete via laser-induced breakdown spectroscopy and machine learning[J]. *Materials Today Communications*, 2024, 41: 111005.
- [7] 张勇升, 董美蓉, 蔡俊斌, 等. 基于便携式激光诱导击穿光谱技术的耐热钢老化等级评估 [J]. 冶金分析, 2020, 40(12): 86–93.
- [8] PANDEY S J, LOCKE R, GAUME R M, et al. Effect of powder compact density on the LIBS analysis of Ni impurities in alumina powders[J]. *Spectrochimica Acta Part B: Atomic Spectroscopy*, 2018, 148: 99–104.
- [9] DAVARI S A, TAYLOR P A, STANDLEY R W, et al. Detection of interstitial oxygen contents in Czochralski grown silicon crystals using internal calibration in laser-induced breakdown spectroscopy (LIBS)[J]. *Talanta*, 2019, 193: 192–198.
- [10] BRUNNBAUER L, GAJARSKA Z, LOHNINGER H, et al. A critical review of recent trends in sample classification using laser-induced breakdown spectroscopy (LIBS)[J]. *TrAC Trends in Analytical Chemistry*, 2023, 159: 116859.
- [11] YANG J C, KONG L H, YE H J. Surface hardness determination of laser cladding using laser-induced breakdown spectroscopy and machine learning (PLSR, CNN, ResNet, and DRSN)[J]. *Applied Optics*, 2024, 63(10): 2509–2517.
- [12] HUANG Z C, XIA L Y, ZHANG H, et al. Evaluation of grounding grid corrosion extent based on laser-induced breakdown spectroscopy (LIBS) combined with machine learning[J]. *Computers and Electrical Engineering*, 2024, 120: 109849.
- [13] 陆盛资, 董美蓉, 唐飞强, 等. 基于便携式激光诱导击穿光谱的 12Cr1MoV 钢晶粒度等级评估 [J]. 冶金分析, 2024, 44(7): 9–15.
- [14] LI J, LU J D, DAI Y, et al. Correlation between aging grade of T91 steel and spectral characteristics of the laser-induced plasma[J]. *Applied Surface Science*, 2015, 346: 302–310.
- [15] HUANG J W, DONG M R, LU S Z, et al. Estimation of the mechanical properties of steel via LIBS combined with canonical correlation analysis (CCA) and support vector regression (SVR)[J]. *Journal of Analytical Atomic Spectrometry*, 2018, 33(5): 720–729.
- [16] LU S Z, SHEN S, HUANG J W, et al. Feature selection of laser-induced breakdown spectroscopy data for steel aging estimation[J]. *Spectrochimica Acta Part B: Atomic Spectroscopy*, 2018, 150: 49–58.
- [17] LU S Z, DONG M R, HUANG J W, et al. Estimation of the aging grade of T91 steel by laser-induced breakdown spectroscopy coupled with support vector machines[J]. *Spectrochimica Acta Part B: Atomic Spectroscopy*, 2018, 140: 35–43.
- [18] XIONG S L, LIAO T L, CHI Y D, et al. A strategy to reduce spectral intensity uncertainty and predicted content uncertainty of low and medium alloy steel elements[J]. *Spectrochimica Acta Part B: Atomic Spectroscopy*, 2024, 215: 106919.
- [19] WU W D, CHAI S, ZHOU Y G. Acoustic characteristics of laser-induced plasmas from the forming dynamics perspective[J]. *Applied Optics*, 2023, 62(35): 9375–9382.
- [20] XIONG S L, YANG N, GUAN H Y, et al. Combination of plasma acoustic emission signal and laser-induced breakdown spectroscopy for accurate classification of steel[J]. *Analytica Chimica Acta*, 2025, 1336: 343496.
- [21] HUANG F Z, TIAN Y, LI Y, et al. Normalization of underwater laser-induced breakdown spectroscopy using acoustic signals measured by a hydrophone[J]. *Applied Optics*, 2021, 60(6): 1595–1602.

of biomass pellets[J]. *Energy & Fuels*, 2021, 35(3): 2313–2325.

- [31] YAN Y H, PENG Z K, SUN L T, et al. Effects of blending ratio on combustion and NO emission characteristics during co-firing of semi-char and lignite in a 350 kW pulverized coal-fired furnace[J]. *Journal of Thermal Science*, 2023, 32(3): 1292–1305.
- [32] ZHANG K H, LIU Y F. Modified two-temperature calibration method for emissivity measurements at high temperatures[J]. *Applied Thermal Engineering*, 2020, 168: 114854.
- [33] ZHENG S, YANG Y, LI X Y, et al. Temperature and

emissivity measurements from combustion of pine wood, rice husk and fir wood using flame emission spectrum[J]. *Fuel Processing Technology*, 2020, 204: 106423.

- [34] JIANG Y, LEE B H, OH D H, et al. Optimization of operating conditions to achieve combustion stability and reduce NO_x emission at half-load for a 550-MW tangentially fired pulverized coal boiler[J]. *Fuel*, 2021, 306: 121727.
- [35] 姚禹歌, 蒋苓, 张曼, 等. 煤燃烧成灰发射率研究进展[J]. *煤炭学报*, 2020, 45(3): 1170–1178.

(编辑：董伟)

(上接第 365 页)

- [22] GAO W H, HAN B Y, SUN Z Y, et al. A novel system for precise identification and explainability analysis based on multimodal learning combining laser-induced breakdown spectroscopy and laser-induced plasma acoustic signals[J]. *Talanta*, 2025, 293: 128182.
- [23] 许玉麟. 基于光声效应及 LIBS 的金属材料定性分析[D]. 福州: 福州大学, 2017.
- [24] 李久林, 梁新邦. GB/T2039—1997 金属拉伸蠕变及持久试验方法国家标准编制说明 [J]. 冶金标准化与质量, 1998, (3): 4—8.

- [25] FISHER R A. The use of multiple measurements in taxonomic problems[J]. [Annals of Eugenics](#), 1936, 7(2): 179–188.
- [26] VAPNIK V N. An overview of statistical learning theory[J]. [IEEE Transactions on Neural Networks](#), 1999, 10(5): 988–999.
- [27] KARZOVA M M, YULDASHEV P V, KHOKHLOVA V A, et al. Characterization of spark-generated N -waves in air using an optical schlieren method[J]. [The Journal of the Acoustical Society of America](#), 2015, 137(6): 3244–3252.

(编辑：丁红艺)