

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2311888

基于声发射 Ib 值分析的渗铝 321 钢损伤特性研究*

廖力达¹, 向旭宏¹, 舒王咏¹, 黄 斌², 罗 晓¹

(1. 长沙理工大学能源与动力工程学院 长沙 410114; 2. UniSA STEM, University of South Australia, Adelaide, SA 5095, Australia)

摘 要: 太阳能热发电换热管主要材料渗铝 321 钢的损伤会导致换热管的寿命缩短甚至断裂, 因此必须进行损伤检测。采用声发射方法对渗铝 321 钢的损伤特性进行分析, 实现对换热管性能的在线动态监测。通过采用声发射 Ib 值特征来表征渗铝 321 钢的损伤程度, 并运用自组织映射 (SOM) 神经网络算法进行声发射特征参数聚类, 以分析材料的损伤模式。结果表明, 力学塑性阶段的声发射事件数量剧增, 能量和振铃计数的峰值标志着试件的断裂。此外, 在试件失效前, Ib 值显著降低且密度变密集, 表明 Ib 值的变化特征可以作为材料临界失效的预警信号。通过 SOM 算法对特征参数进行聚类分析得到 4 个簇及其对应的特征频率, 并使用扫描电子显微镜 (SEM) 观察试件的断口形貌, 得出 4 个簇分别对应于孔洞生长与汇合、微裂纹成核、宏观裂纹扩展和纤维状断裂 4 类损伤模式。这项研究旨在探索金属管材的损伤演化行为, 并为管材的损伤分析和健康监测提供依据。

关键词: 渗铝 321 钢; 声发射; Ib 值; SOM 神经网络; 损伤演化

中图分类号: TH871 TB31 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 430.25

Study on damage characteristics of aluminized 321 steel based on acoustic emission Ib -value analysis

Liao Lida¹, Xiang Xuhong¹, Shu Wangyong¹, Huang Bin², Luo Xiao¹

(1. School of Energy and Power Engineering, Changsha University of Science and Technology, Changsha 410114, China;
2. UniSA STEM, University of South Australia, Adelaide, SA 5095, Australia)

Abstract: The damage to aluminized 321 steel, which is the main material of solar thermal power heat exchange tube, will lead to the shortening or even fracture of the life of the heat exchange tube. Therefore, the damage detection must be carried out. The damage characteristics of aluminized 321 steel are analyzed by the acoustic emission (AE) method, and the online dynamic monitoring of heat exchange tube performance is realized. The damage degree of aluminized 321 steel is characterized by using the AE Ib -value feature, and the self-organized mapping (SOM) neural network algorithm is used to cluster the AE characteristic parameters to analyze the damage mode of the material. The results show that the number of AE events in the mechanical plastic stage increases sharply, and the peak values of energy and ringing count indicate the fracture of the specimen. In addition, before the failure of the specimen, the Ib -value is significantly reduced and the density becomes dense, indicating that the variation characteristics of the Ib -value can be used as an early warning signal for the critical failure of the material. Four clusters and their corresponding characteristic frequencies are obtained by clustering analysis of the characteristic parameters through the SOM algorithm. The fracture morphology of the specimen is observed by scanning electron microscope (SEM). The four clusters correspond to four types of damage modes, including hole growth and coalescence, micro-crack nucleation, macro-crack propagation, and fibrous fracture. This study aims to explore the damage evolution behavior of metal pipes and provide a basis for damage analysis and health monitoring of pipes.

Keywords: aluminized 321 steel; acoustic emission; Ib -value; SOM neural network; damage evolution

0 引言

在清洁能源利用技术不断创新升级的背景下,聚光式太阳能热发电(concentrated solar power, CSP)技术备受关注^[1]。渗铝 321 钢由于其卓越的韧性、耐腐蚀性和焊接性能,在 CSP 系统中的换热管加工中得到了广泛应用^[2]。随着渗铝 321 钢在储能领域的应用日益广泛,其制备和服役过程中的质量问题也备受关注。在生产制备过程中,渗铝 321 钢经过一系列复杂的加工变形过程,其中拉伸作为常用的加工方式发挥着重要作用。然而,拉伸过程会导致材料发生塑性变形和应力集中,对材料的性能和可靠性产生不利影响。而在服役过程中,渗铝 321 钢损伤的不断扩展直至断裂失效,可能诱发设备故障并导致安全事故的发生。目前常用的无损检测手段包括射线、涡流和超声等,仅能对渗铝 321 钢进行静态检测,无法实时监测其在制备和服役过程中出现的损伤^[3]。

声发射(acoustic emission, AE)技术是一种无外部激励的声学检测方法,兼具在线监测特点^[4]。相比上述无损检测方法,声发射检测技术具有更高的灵敏度,可以实时动态监测各种大小的物体和缺陷,因此在工程结构材料的损伤评估和剩余寿命预测方面得到了广泛应用^[5-6]。参数分析法是一种常用的故障声发射信号分析方法,其是通过时域特征来提取损伤基本信息。但这些参数仅能描述声发射信号的基本属性,无法直接评估材料的损伤演化过程。声发射 Ib 值(improved b-value, Ib)是一种基于声发射信号幅值的统计学方法^[7]。该方法能够有效地评估结构健康状态并预测潜在的损伤^[8]。Wang 等^[9]对 G20Mn5QT 铸钢材料在不同平面约束下的断裂进行监测,并发现 Ib 值与断裂损伤演化过程之间存在强烈的趋势相关性。Tang 等^[10]利用声发射技术对不同混凝土圆柱体的整个破坏过程进行了监测,结果表明 Ib 值特性与混凝土圆柱体内的微裂纹及其扩展具有密切关系。此外,Jung 等^[11]提出了一种基于 Ib 值对纤维增强复合材料进行损伤量化的新方法。

上述的研究表明了声发射 Ib 值分析在追踪材料损伤过程中具有重要价值。然而,仅依赖 Ib 值分析在精确甄别不同的损伤模式及其相应的声发射特性方面存在局限性。为了克服这一挑战,学者们运用聚类分析来对声发射信号进行更为细致的分类,以准确地捕捉材料的各种损伤模式和特征。Pei 等^[12]对不同结构和压痕的碳/玻璃纤维增强混杂层压板试件进行了拉伸试验,采用模糊 C 均值对信号进行分类,研究发现信号可分为 3 种类型且对应 3 类损伤模式。艾铁博等^[13]使用支持向量机来构建一个声发射信号分类器,并利用粒子群优化算法

进行参数调优,成功地对齿轮箱箱体材料在疲劳裂纹扩展的各个阶段进行损伤分类。Calabrese 等^[14]利用声发射监测了预应力混凝土梁后张钢绞线在硫氰酸铵溶液中的氢致应力腐蚀开裂(HASCC)过程,并通过主成分分析与 SOM 算法结合的方法研究其损伤机制。Zhang 等^[15]融合声发射和红外热成像技术,深入探究了玻璃/环氧复合材料在单次拉伸载荷下的气泡和分层缺陷演化机制,运用 K 均值和主成分分析方法对声发射信号进行分类,有效地识别出 4 种不同的损伤模式。

综上所述,聚类分析在处理多参数声发射信号方面展现出显著的有效性。尽管 K 均值聚类、层次聚类和模糊 C 均值聚类主流算法具有一定的应用,但它们在稳定性及限制性方面仍存在不足^[16-17]。相对而言,自组织映射(self-organized mapping, SOM)神经网络因其保序映射、鲁棒性和稳定性等特性,在处理复杂多维数据集时具有显著优势^[18]。针对渗铝 321 钢金属管材的拉伸损伤检测,本研究提出应用声发射 Ib 值分析的方法,以揭示试件材料的损伤特性。通过 SOM 算法对采集的声发射信号参数进行分类,以识别在拉伸载荷下试件的损伤模式及其特征频率。此外,通过借助扫描电子显微镜对试件的断口形貌进行图像分析,为进一步探索金属管材的损伤演化行为提供依据。

1 理论分析

1.1 声发射特征参数

声发射特征参数是从声发射信号中提取的典型特征值,这些特征值能够反映材料损伤的丰富信息。在时域波形中,幅值可以作为损伤信号强度的表征。

$$A_{mp} = 20 \lg V_p \quad (1)$$

式中: A_{mp} 表示幅值; V_p 表示经过阈值整形后得到的波形峰值电压。

能量指声发射信号包络检波线下方所围的面积,可以表征损伤信号的强度和宽度。

$$E_{AE} = \int_0^t V^2(t) dt \quad (2)$$

式中: E_{AE} 指能量; $V(t)$ 指在 t 时电压值。

振铃计数指振铃脉冲超过阈值电压的次数,可表征损伤信号的强度和频率,对材料的变形损伤较敏感。

$$N_c = \frac{f_0}{\beta} \ln \left(\frac{V_p}{V_t} \right) \quad (3)$$

式中: N_c 表示振铃计数; f_0 是换能器的中心响应频率; β 则是波形的衰减系数; V_t 为阈值电压, mV。

此外,有效值电压(RMS)和平均信号电平(ASL)均表征损伤引发的声波波动的大小和强弱;持续时间反映声发射产生源的性质和特征;上升时间反映产生源的速

度和方向;峰值频率反映信号能量在特定频段的集中程度,可提供关于产生源特征的重要信息。

1.2 声发射 **lb** 值

b 值最早起源于地震学中的 Gutenberg-Richter 公式,其被广泛应用于描述地震的频率-能量分布^[19]。

$$\lg N = a - bM \quad (4)$$

式中: N 表示特定能量级以上的地震事件数量; M 表示地震的震级; a 和 b 是经验常数, b 的范围为 0.8~1.1。

鉴于地震波与声发射波在某种程度上存在相似性,可将 b 值的方法拓展至声发射领域的应用。具体来说,**lb** 值是对式(4)中 b 值的改进,使其在描述声发射信号特征方面更具准确性和适用性。

$$lb = \frac{\lg N(E_1) - \lg N(E_2)}{(\alpha_1 + \alpha_2)\delta} \quad (5)$$

$$N(E_1) = \int_{\mu - \alpha_2\delta}^{\infty} n(a) da = \eta \quad (6)$$

$$N(E_2) = \int_{\mu + \alpha_1\delta}^{\infty} n(a) da = \eta \quad (7)$$

式中: E_1 、 E_2 均为一次声发射事件; $N(E_1)$ 为幅值大于 $\mu - \alpha_2\delta$ 的声发射事件数之和; $N(E_2)$ 为幅值大于 $\mu - \alpha_1\delta$ 的声发射事件数之和; α_1 、 α_2 为定义的常数,分别为幅值的下限系数和上限系数,取 $\alpha_1 = 1$ 、 $\alpha_2 = 0$; μ 、 δ 分别表示声发射事件组幅值分布的平均值和标准差; η 是声发射事件数量; $n(a)$ 是 da 处的声发射事件数量。

lb 值的大小与材料内部裂纹的形成和发展具有密切关联,其变化特征具有瞬态特性^[20]。当 **lb** 值较大时,表明存在大量的低幅值声发射事件,这暗示着材料内部早期微小裂纹的产生和扩展。相反,当 **lb** 值较小时,表明存在少量高幅值事件,这通常与损伤阶段宏观裂纹的形成和不稳定扩展有关。本文采用 100 次声发射撞击数作为 η 值,确保 **lb** 值具有足够的灵敏度,以便准确跟踪和检测各种大小的声发射事件。

1.3 SOM 神经网络模型

如图 1 所示,SOM 神经网络模型是一种模拟人脑神经网络结构的算法,是将输入样本映射到一个二维或三维的拓扑结构中。该拓扑结构由多个神经元的节点构成,每个神经元都与输入空间的一个特定点相对应。模型的输入层包含 N 个输入神经元,这些神经元代表了输入数据的特征。输出层,也被称为竞争层,由 M 个输出神经元组成,每个神经元表示一个特定的类别或聚类中心。该算法利用竞争机制和自组织过程,实现对相似输入样本的聚类映射。

SOM 算法的具体步骤如下:1) 初始化权重 W_{ij} ($i = 1, 2, \dots, N$; $j = 1, 2, \dots, M$);通过随机初始化,为每个

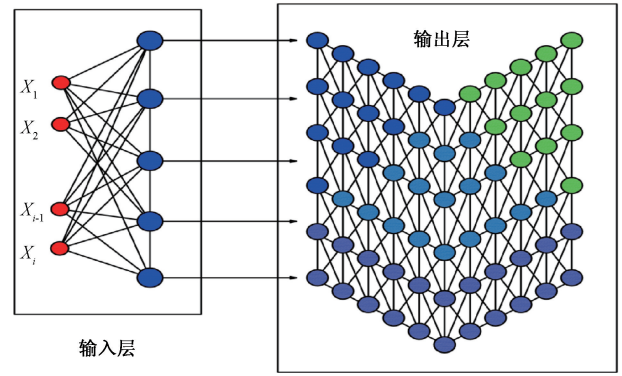


图1 SOM神经网络模型

Fig.1 SOM neural network model

神经元节点分配初始权重向量;

2) 选择输入:选择一个新的输入模式 $X_k: X_k = \{X_{1k}, X_{2k}, \dots, X_{nk}\}$, 将其输入到网络上;

3) 计算距离:计算模式 X_k 与各个神经元节点之间的欧氏距离或曼哈顿距离 d_{jk} ;

4) 寻找最优神经元:找到距离输入模式最近的神经元节点,称为获胜神经元或最优神经元 c , 即:

$$\|X_k - W_c\| = \min\{d_{jk}\} \quad (8)$$

5) 更新权重:根据最优神经元的位置和邻域函数,更新最优神经元以及其周围神经元的权重向量, 即:

$$W_{ij}(t+1) = W_{ij}(t) + \eta(t) \cdot h(i, j) \cdot [X_i - W_{ij}(t)] \quad (9)$$

其中, $W_{ij}(t+1)$ 表示下一次迭代后的权重向量; $W_{ij}(t)$ 表示当前权重向量; $\eta(t)$ 表示学习率, 范围为 0~1, 随着迭代次数逐渐减小; $h(i, j)$ 为邻域函数, 表示神经元 (i, j) 与最优神经元 c 的距离; X_i 表示输入样本;

6) 更新学习率和邻域函数参数:随着迭代次数的增加, 逐渐减小学习率和邻域函数参数, 以控制权重的更新幅度;

7) 重复步骤 2)~6), 直到达到停止条件, 如迭代次数达到预设值或权重向量收敛。

模型训练效果的优劣直接关系到最终的聚类数目。为了准确评估聚类的最佳数量, 采用 DBI 值和手肘法的核心指标 SEE 值这两种手段进行评估。

$$DBI = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k \max_{i \neq j} \left\{ \frac{d_i + d_j}{D(i, j)} \right\} \quad (10)$$

式中: d_i 和 d_j 分别是第 i 个和第 j 个簇中所有数据与该簇中心的平均距离的平均值; $D(i, j)$ 是第 i 个和第 j 个簇的中心之间的距离。

$$SSE = \sum_{i=1}^k \sum_{p \in c_i} |p - m_i|^2 \quad (11)$$

式中: p 是 c_i 簇中的所有样本点; m_i 是 c_i 簇的质心。

2 实验方法

2.1 实验材料

试件的制备过程:首先将 321 不锈钢试样埋入由质量分数为 68% 的铁铝合金粉末、30% 的氧化铝填料以及 2% 的氯化铵活化剂组成的渗铝剂中。随后将容器密封并置于碳钢炉中,按照 10℃/min 的加热速率加热至 500℃ 并保温 30 min,再升温至 950℃ 并保温 12 h,最后冷却至室温。试件的化学成分如表 1 所示。

表 1 试件的化学成分
Table 1 Chemical composition of the specimen
(wt. %)

C	Co	Si	Mn	Cr	Ti	Ni	Mo	Fe
0.04	0.16	0.38	1.07	17.03	0.22	9.05	0.09	Bal.

经过这一系列处理后,不锈钢表面形成了一层厚度约为 100 μm 的渗铝层。基体部分的晶粒呈现出奥氏体等轴状特征,尺寸约为 40 μm。标准矩形截面试件的形状和尺寸如图 2 所示。试件的厚度为 4 mm,被测段的标距为 25 mm,其制备标准与《GB/T 228.1-2010 金属材料拉伸试验》中列出的标准一致,也符合国际标准。

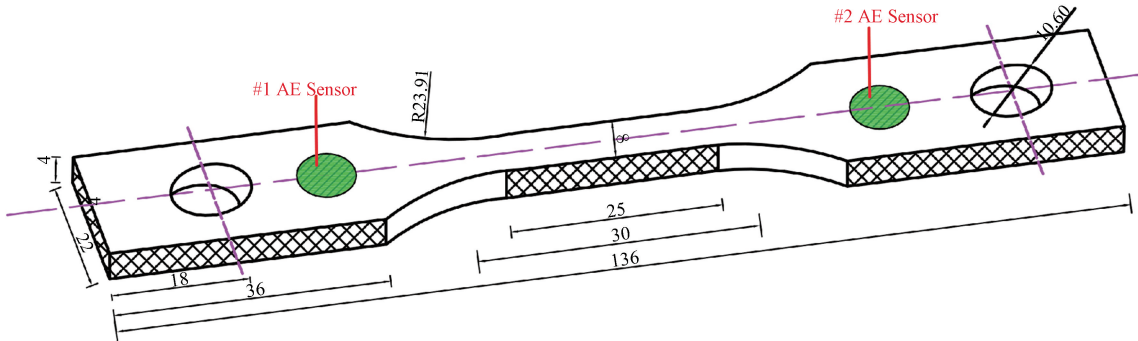


图 2 试件的标准矩形截面尺寸
Fig. 2 Standard rectangular section size of the specimen

2.2 单调拉伸试验

在室温条件下进行单调拉伸试验,使用了电子万能试验机(型号:WDW-300E)。该设备具有高达 300 kN 的最大试验力,横梁速度测量范围宽达 0.01~300 mm/min,广泛应用于金属、非金属和复合材料的拉伸、压缩、弯曲和剪切等力学性能指标的测试。试验采用慢应变速率拉伸(SSRT)方法,加载速率为 0.25 mm/min。为记录整个拉伸测试过程中的声发射信号,试验采用了 PCI-2 多通道声发射数据采集系统。如图 3 所示,试件塑性区两端距离顶部 30 mm 处各放置一个 R15 型号的声发射传感器,工作频率范围为 50~200 kHz,精度为±5%。为确保传感器与试件表面的良好耦合,测试过程采用一层薄的真空润滑脂耦合剂,并通过磁性底座固定传感器,确保均匀的接触压力。前置放大器具有 20/40/60 dB 三档调节功能。经过对环境噪声的现场测定,声发射采集设备主要参数设置如表 2 所示。

表 2 声发射采集设备参数设置
Table 2 Parameter settings of the AE acquisition device

设备参数	设置数值
峰值定义时间(PDT)/μs	300
撞击定义时间(HDT)/μs	600
撞击锁闭时间(HLT)/μs	1 000
阈值/dB	55
采样长度/μs	1 024
采样率/MSPS	1
前放增益/dB	40
模拟滤波器范围/kHz	20~3 000

为排除干扰因素对信号的影响,进行断铅试验测试声发射传感器的灵敏度。如图 4 所示,随着断铅距离的增加,信号总体有一个衰减的趋势,但幅值都是处于 90 dB 以上,说明声发射传感器的灵敏度符合要求。同

时,为减少钳形夹头与试件之间摩擦引起的噪声信号,在进行万能试验机参数清零后,采用 0.5 kN 的载荷进行预加载,以符合金属材料室温拉伸试验的国家标准要求。试件拉伸失效后,从采集到的信号波形数据中提取相关声发射特征参数进行分析。

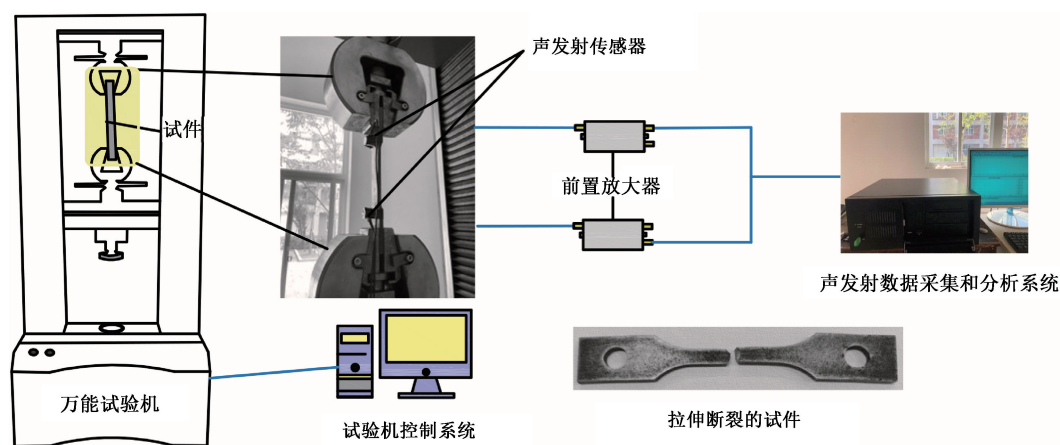


图 3 单调拉伸试验装置示意图
Fig. 3 Diagram of uniaxial tensile test device

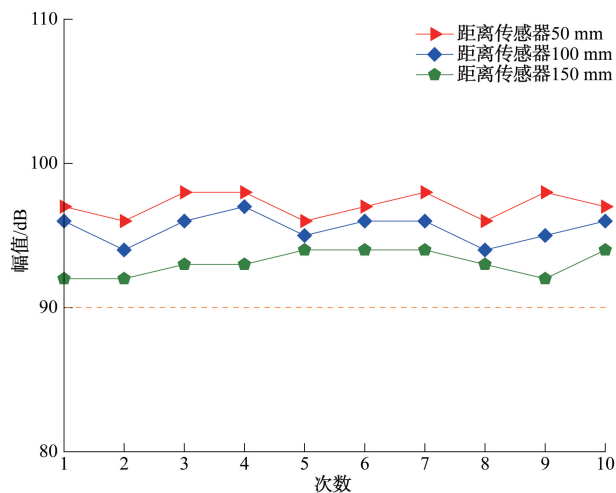


图 4 断铅试验结果
Fig. 4 Results of lead breaking test

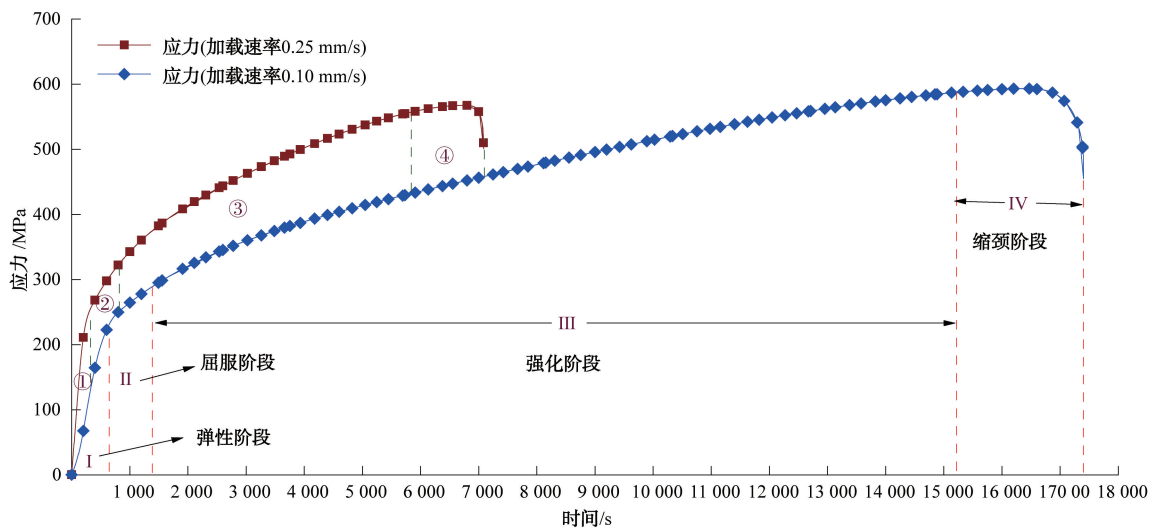


图 5 拉伸试验中试件应力变化曲线
Fig. 5 Stress change curve of specimen in the tensile test

3 实验结果和讨论

3.1 试件的力学性能分析

如图 5 所示,渗铝 321 不锈钢试件的拉伸过程可以分为弹性阶段、屈服阶段、强化阶段和缩颈阶段四个阶段。在拉伸试验中,试件呈现出明显的塑性特性,应力-应变曲线表现为先急剧上升,然后趋于稳定,最后下降。由图 5 可知,0.1 mm/min 和 0.25 mm/min 加载速率下试件的屈服强度分别为 221.35 和 245.54 MPa;抗拉强度分别为 547.92 和 567.62 MPa。因此,不同的加载速率会对金属试件的性能产生影响。试件在快速加载下表现出更高的屈服强度和抗拉性能。这是由于快速加载会限制试件内部的位错滑移,增加了晶粒的形核数量,导致晶界的增多且形成较细小的晶粒尺寸。这些因素提高了试件的塑性变形阻力,试件需要更大的应力才能发生变形。

3.2 拉伸损伤过程声发射特征分析

在 0.25 mm/min 加载速率下,能量和振铃计数随时间的变化如图 6 所示。最初试件受到的加载力较小,累积曲线上升缓慢,但仍存在较低的声发射信号变化。这表明初始阶段采集的声发射信号源于环境噪声。在 200 s 时能量和振铃计数值迅速增加,此时试件产生可逆的弹性形变,应力与应变成正比。从 362 s 开始能量和振铃计数表现非常活跃,这表明前期的积累

在此时开始释放。之后试件经历了不可逆的塑性变形导致位错的生成和运动,使高能量值和计数值的数量不断增加。在 800 s 后进入强化阶段,声发射信号逐渐稳定。此时试件的变形机制逐渐转变为晶界滑移和位错密度增加。最后在 7 000 s 左右,试件中间的塑性区形成一个明显的颈缩。随着应力的略微下降,此时能量和振铃计数达到整个过程的峰值,这标志着试件断裂失效。

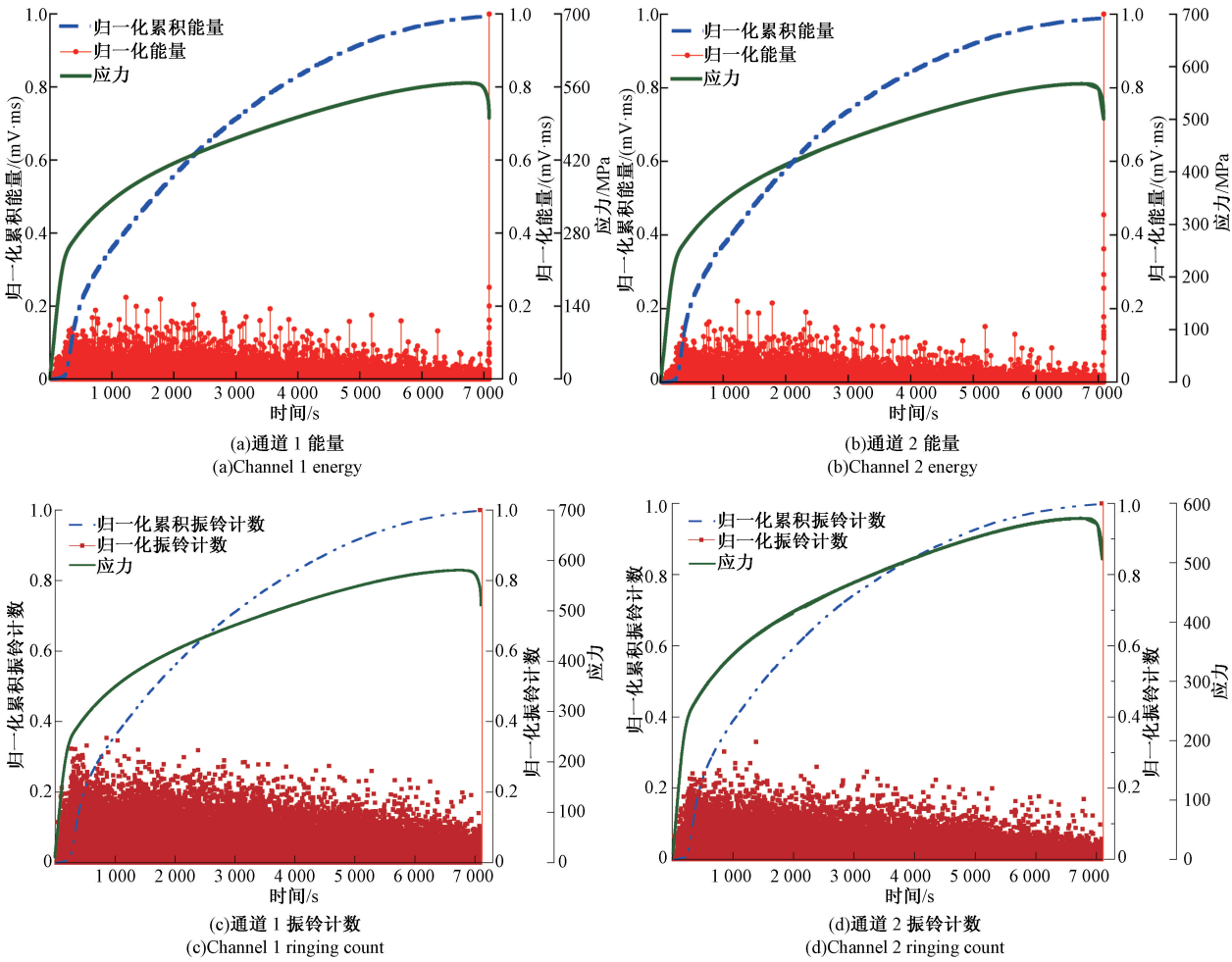


图 6 能量和振铃计数随时间变化分布

Fig. 6 Energy and ringing count distribution over time

由于试件内部的不均匀性以及宏观裂纹与微裂纹耦合的复杂现象,在试件加载过程中 I_b 值并非处于恒定、单调递增或单调递减的状态,而是呈波动变化的趋势,如图 7(a)~(b)所示。在弹性阶段 I_b 值分布稀疏,随着进入屈服阶段后逐渐变得密集,而密集区正好对应着试件的塑性变形区,如图 7(c)~(d)所示。这说明试件在进入屈服阶段后内部产生了更多的声发射事件。

由图 7 可知,在试件加载的早期阶段,两个声发射传感器都显示出高水平的 I_b 值。这是由于试件内部微孔

洞的形成产生了大量低幅值事件,导致幅值水平在约 60 dB 左右。随着载荷的不断增加,试件中的微孔洞逐渐扩大,并迅速汇合形成微裂纹。因此,在短时间内,两条拟合的 I_b 值曲线急剧下降,在最低处产生屈服失效点。在这一阶段,微孔洞融合成微裂纹在试件中占主导地位。随着损伤的不断演化,微裂纹在应力作用下撕裂扩展形成宏观裂纹。在加载的中间阶段,两个传感器的 I_b 值都在 0.5~0.9 的范围内反复波动,表明试件内部微裂纹和宏观裂纹的比例接近相等。在极限应力附近,两

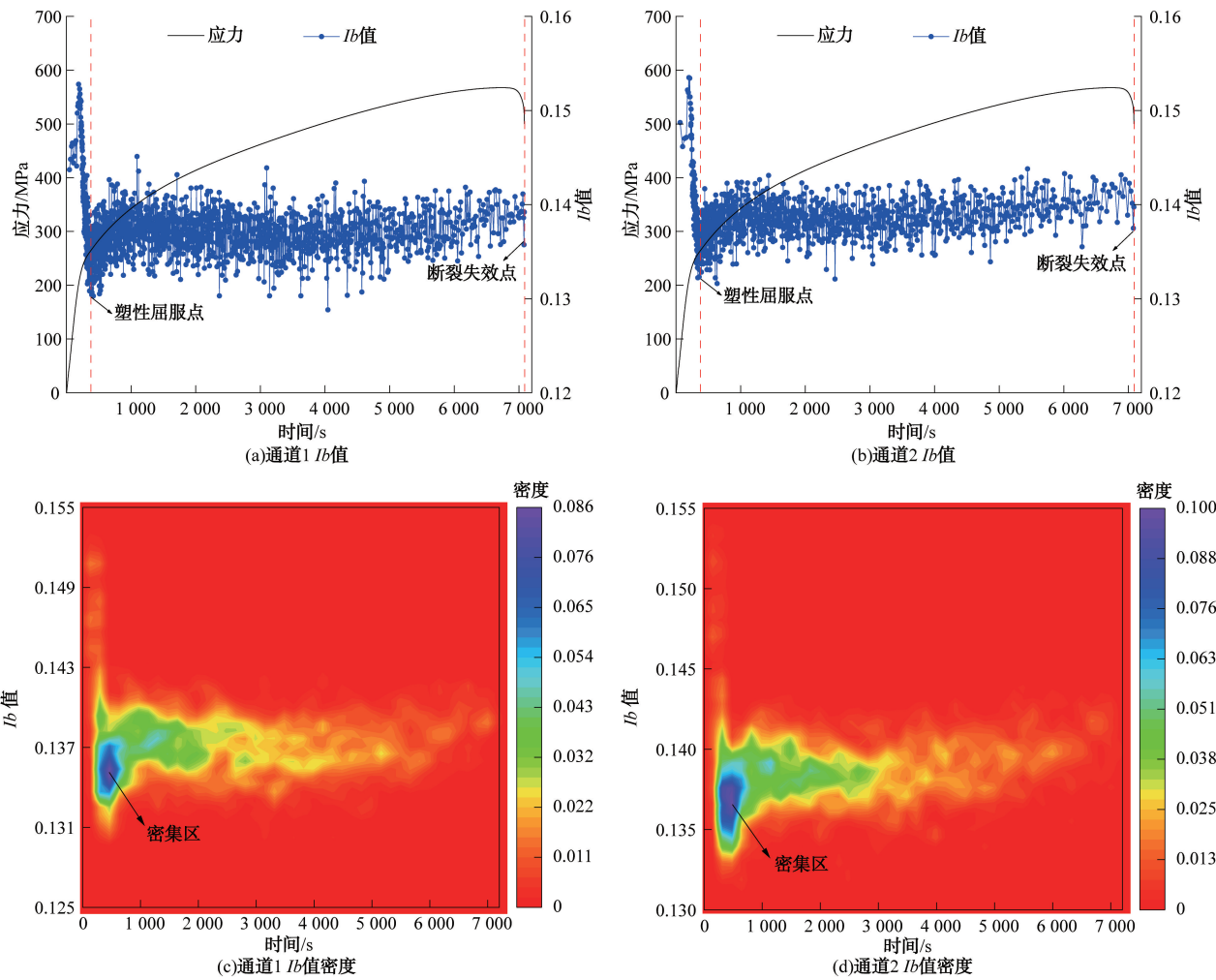


图 7 Ib 值和 Ib 值密度随时间的变化分布

Fig. 7 Ib -value and Ib -value density distribution with time

个声发射传感器的 Ib 值下降,较低的 Ib 值则表明存在少量高幅值事件,损伤阶段宏观裂纹不稳定扩展,最终导致试件断裂失效。

3.3 聚类结果分析

在 SOM 神经网络的聚类过程中,选取了 8 类声发射特征参数的数据进行归一化处理,通过初始化 SOM 神经网络,设置迭代次数为 1 000 次,学习率 $\eta=0.001$,再将样本数据输入到网络中。当 DBI 值最小和 SSE 值下降至拐点时,说明所选择的聚类数量是最优的。如图 8 所示,可以确定该输入样本的最佳聚类数为 4。经过模型训练后,使用主成分分析的方法对高维数据进行降维处理,输出得到最终聚类集群,如图 9 所示。

通过对主成分中权重占比较大的峰值频率、幅值和能量进行深入分析,得到如图 10、11 所示的特征频率分布。这些分布展示了 4 个聚类簇,分别被标记为聚类 1、聚类 2、聚类 3 和聚类 4。其中,聚类 1 显示出较低的峰

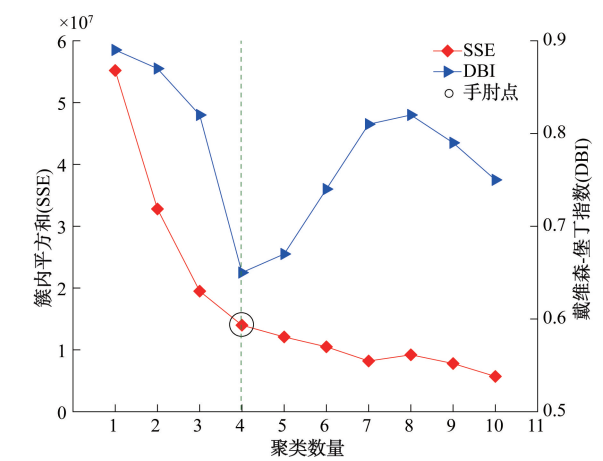


图 8 最佳聚类数评估

Fig. 8 Evaluation of optimal cluster number

值频率和能量范围,而聚类 4 则具有最大的峰值频率和

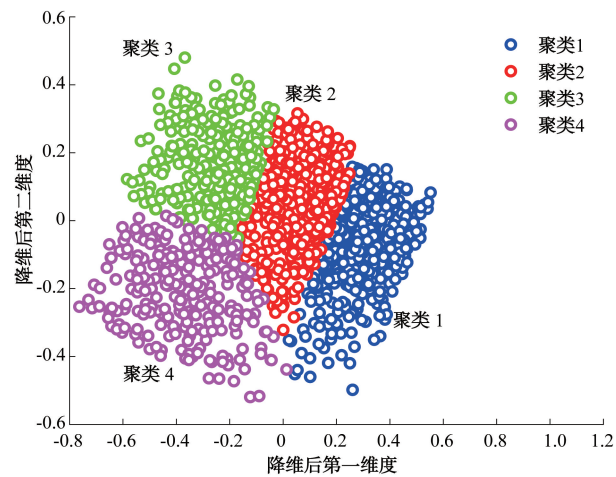


图 9 声发射特征参数聚类结果可视化

Fig. 9 Visualization of clustering results of AE feature

能量范围。聚类 2 和聚类 3 之间的边界存在轻微的重叠。此外,中低频特征的声发射事件数量显著多于其他 3 类特征的事件数量。表 3 详细展示了聚类分析的结果。

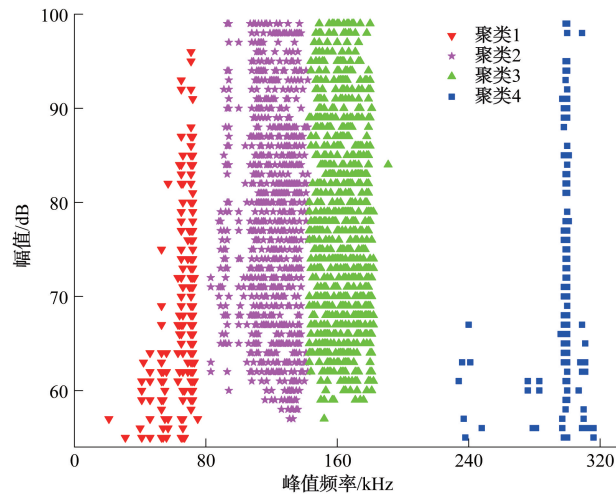


图 10 峰值频率和幅值的分布

Fig. 10 The distribution of peak frequency and amplitude

表 3 聚类分析结果

AE 参数	聚类 1	聚类 2	聚类 3	聚类 4
特征频率/kHz	21~75	104~142	143~181	234~316
能量/(mv·ms)	1~1 461	1~4 382	1~3 484	1~8 952
幅值/dB	55~96	58~99	59~99	55~99

在双向拉应力作用下,金属材料韧性断裂的整个过程如图 12(a)~(b)所示。这个过程可以被划分为孔洞

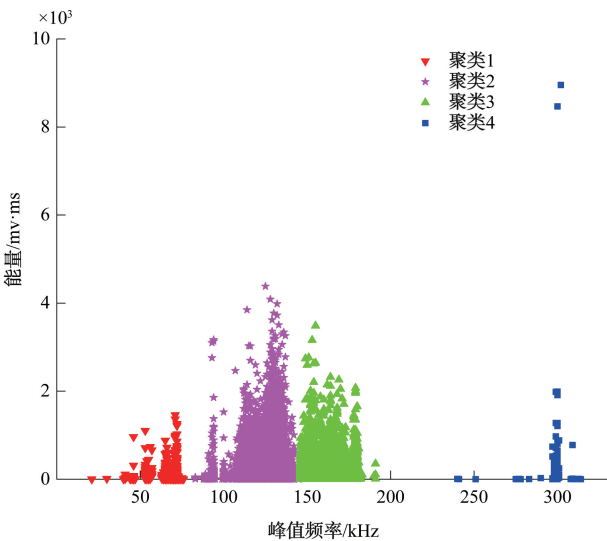


图 11 峰值频率和能量的分布

Fig. 11 The distribution of peak frequency and energy

生长与汇合、微裂纹成核、宏观裂纹扩展阶段和纤维状断裂这 4 个阶段。

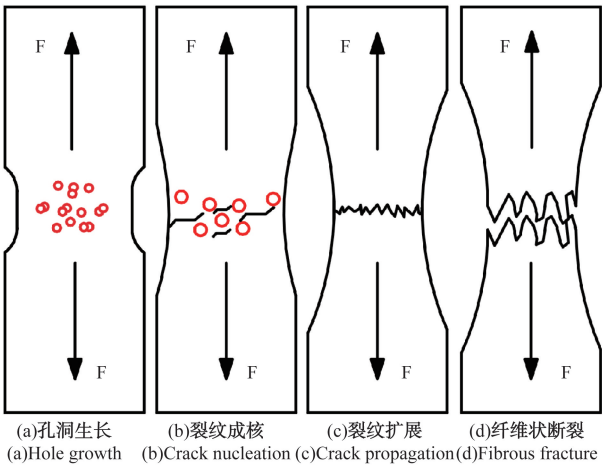


图 12 试件拉伸韧性断裂示意图

Fig. 12 The tensile ductile fracture diagram of the specimen

SEM 断口表面形貌特征的分析可为材料损伤机制提供更深入的认识,如图 13 所示。聚类 1 对应孔洞生长与汇合,特征频率为 21~75 kHz(低频),特征表现为能量和幅值水平较低,渗铝层表面产生微小孔洞。聚类 2 对应微裂纹成核,特征频率为 104~142 kHz(中低频),特征表现为局部塑性变形并逐渐形成韧窝。聚类 3 对应宏观裂纹扩展阶段,特征频率为 143~181 kHz(中高频),特征表现为不断形成肉眼可见的宏观裂纹,最终呈现出锯齿状。聚类 4 对应纤维状断裂,特征频率为 234~316 kHz(高频),特征表现为产生高水平的能量和幅值,伴随着巨响声试件断裂失效。

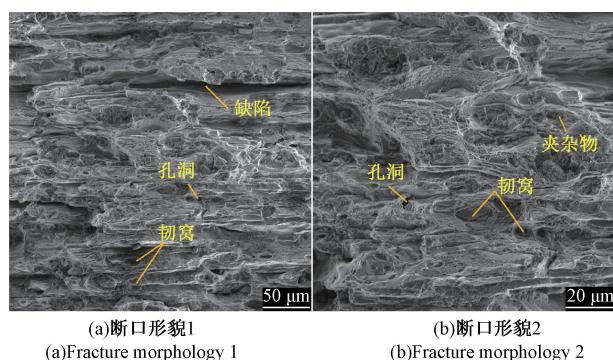


图13 试件断口的SEM图像

Fig. 13 SEM images of specimen fracture

4 结 论

本研究采用声发射方法实时监测了室温下换热管加工材料渗铝321钢的拉伸损伤过程。结果表明,快速加载下试件表现出更高的屈服强度和抗拉性能。随着载荷的增加,试件在塑性阶段释放出更多的声发射损伤信号。 Ib 值可作为不锈钢材料内部损伤状况的评价指标,其散点分布密度和不同变化趋势都反映出相应的损伤破坏程度。通过SOM算法对声发射信号参数进行聚类分析,识别出了4种损伤模式及对应特征频率。结合聚类算法的声发射技术可作为识别与分类渗铝321钢损伤模式的有效工具。但本文未对材料在不同温度下的损伤行为进行研究。未来工作将深入探索材料在高温环境下疲劳和蠕变损伤的声发射行为。

参考文献

- [1] ALAMI A H, OLABI A G, MDALLAL A, et al. Concentrating solar power (CSP) technologies: Status and analysis[J]. International Journal of Thermofluids, 2023, 18:100340.
- [2] CHEN H, LI W, CHEN W, et al. Influence of prior creep-fatigue exposure on remnant tensile and creep properties of AISI 321 austenite stainless steel[J]. International Journal of Fatigue, 2022, 159:106826.
- [3] BOTVINA L, BOLOTNIKOV A, SINEV I, et al. Acoustic emission, damage and fracture mechanisms of structural steel under mixed-mode loading[J]. Engineering Fracture Mechanics, 2023, 292: 109635.
- [4] 王奕首, 王明华, 刘德博, 等. 声发射在复合材料贮箱上的应用研究进展[J]. 仪器仪表学报, 2022, 43(4): 1-17.
WANG Y SH, WANG M H, LIU D B et al. Research progress on the application of acoustic emission to composite tanks[J]. Journal of Instruments and
- Instruments, 2022, 43 (4): 1-17.
- [5] BARAL M, AIJEWAD A, BREUNIG A, et al. Acoustic emission monitoring for necking in sheet metal forming[J]. Journal of Materials Processing Technology, 2022, 310:117758.
- [6] PARK J, KIM J S, LEE D Y, et al. Real-time monitoring of stress corrosion cracking in 304 L stainless steel pipe using acoustic emission[J]. Journal of Nuclear Materials, 2022, 571:154009.
- [7] SHIOTANI T, OHTSU M, IKEDA K. Detection and evaluation of AE waves due to rock deformation[J]. Construction and Building Materials, 2001, 15 (5-6): 235-246.
- [8] SAEEDIFAR M, NAJAFABADI M-A, ZAROUCAS D, et al. Barely visible impact damage assessment in laminated composites using acoustic emission[J]. Composites Part B: Engineering, 2018, 152: 180-192.
- [9] WANG X, XU J, YUE Q, et al. Tracing fracture damage evolution and identifying damage patterns in cast steel using advanced acoustic emission analysis[J]. Engineering Fracture Mechanics, 2023, 293: 109680.
- [10] TANG Y, GUO Y, CHEN X, et al. Acoustic emission characteristics of concrete cylinders reinforced with steel-fiber-reinforced composite bars under uniaxial compression[J]. Journal of Building Engineering, 2022, 59: 105074.
- [11] JUNG D, YU W R, NA W. Use of acoustic emission $b(Ib)$ -values to quantify damage in composites[J]. Composites Communications, 2020, 22: 100499.
- [12] PEI N, ZHOU S, XU C, et al. Cluster analysis of acoustic emission signals for tensile damage characterization of quasi-static indented carbon/glass fiber-reinforced hybrid laminate composites[J]. Composites Part A: Applied Science and Manufacturing, 2021, 150:106597.
- [13] 艾轶博, 耿梦影, 吕涛, 等. 基于声发射的高铁齿轮箱金属材料疲劳损伤分析[J]. 铁道科学与工程学报, 2023, 20(2): 423-431.
AI Y B, GENG M Y, LYU T, et al. Fatigue damage analysis of metal materials in high-speed railway gearbox based on acoustic emission[J]. Journal of Railway Science and Engineering, 2023, 20(2): 423-431.
- [14] CALABRESE L, CAMPANELLA G, PROVERBIO E. Identification of corrosion mechanisms by univariate and multivariate statistical analysis during long term acoustic emission monitoring on a pre-stressed concrete beam[J]. Corrosion Science, 2013, 73(8):161-171.
- [15] ZHANG Y, ZHOU B, YU F, et al. Cluster analysis of

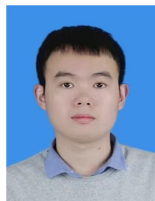
- acoustic emission signals and infrared thermography for defect evolution analysis of glass/epoxy composites[J]. *Infrared Physics & Technology*, 2021, 112:103581.
- [16] 徐雄, 林海军, 刘悠勇, 等. 融合 PCA 与自适应 K-Means 聚类的水电机组故障检测在线方法[J]. *电子测量与仪器学报*, 2022, 36(3): 260-267.
- XU X, LIN H J, LIU Y Y, et al. On-line fault detection method of hydraulic turbine combining PCA and adaptive K-Means clustering[J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2022, 36(3): 260-267.
- [17] 周世波, 徐维祥, 徐良坤. 融合密度峰值和空间邻域信息的 FCM 聚类算法[J]. *仪器仪表学报*, 2019, 40(4): 137-144.
- ZHOU SH B, XU W X, XU L K. Improved FCM algorithm based on density peaks and spatial neighborhood information[J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2019, 40(4): 137-144.
- [18] YU J, WANG M, OUYANG W, et al. Mesh optimization using an improved self-organizing mechanism[J]. *Computers & Fluids*, 2023, 266: 106062.
- [19] GUTENBERG B. The energy of earthquakes [J]. *Quarterly Journal of the Geological Society*, 1956, 112(1-4): 1-14.
- [20] LI S, YANG D, HUANG Z, et al. Acoustic emission characteristics and failure mode analysis of rock failure under complex stress state[J]. *Theoretical and Applied Fracture Mechanics*, 2022, 122: 103666.

作者简介



E-mail: lld-jdx@163.com

Liao Lida received his B.Sc. degree from Changsha Communications University in 2002, received his M.Sc. degree from Changsha University of Science and Technology in 2005, and received his Ph.D. degree from Central South University in 2012. He is currently an associate professor at Changsha University of Science and Technology. His main research interests include power machinery fault diagnosis and material damage detection.



向旭宏 (通信作者), 2021 年于湖南交通工程学院获得学士学位, 现为长沙理工大学研究生, 主要研究方向为材料损伤检测。

E-mail: cslgxxh@163.com

Xiang Xuhong (Corresponding author) received his B.Sc. degree from Hunan Institute of Traffic Engineering in 2021. He is currently a master student at Changsha University of Science and Technology. His main research interest is material damage detection.