

基于原位声发射信号的热障涂层三点弯曲失效模式的机器学习

曹枝军^{1,2}, 袁建辉¹, 苏怀宇², 万家宝², 苏佳卉², 吴 倩², 王 亮²

(1. 上海工程技术大学材料科学与工程学院, 上海 201620; 2. 中国科学院上海硅酸盐研究所集成计算材料研究中心, 上海 201899)

摘 要: 由于热障涂层体系结构的复杂和服役环境的恶劣, 极易导致涂层发生界面分层、宏观断裂和剥落失效。首先利用声发射技术实时监测了热障涂层在三点弯曲载荷下的失效过程, 结合微观形貌特征、声发射参数分析、*K-means* 聚类分析识别了热障涂层损伤失效模式。然后利用 *Fourier* 变换、小波包变换等分析了 4 种失效模式的波形特征, 其中宏观断裂或剥落失效信号无明显频带, 而基底变形、表面垂直裂纹、剪切型界面裂纹、张开型界面裂纹对应的频率分布范围分别在 62.5~125.0 kHz、187.5~250.0 kHz、250.0~312.5 kHz、375.0~437.5 kHz。采用机器学习的方法对原位声发射信号进行了深度处理, 提取小波能量系数作为机器学习反向传播神经网络的特征向量, 结合收敛曲线、混淆矩阵、受试者工作特征曲线、 F_1 值评价了该模型优劣性, 实现了对于热障涂层失效模式的判别, 为热障涂层失效预测和寿命评估提供参考价值。

关键词: 热障涂层; 三点弯曲; 声发射; 失效模式; 反向传播神经网络

中图分类号: TG174.44 文献标志码: A 文章编号: 0454-5648(2023)02-0373-16

网络出版时间: 2022-12-27



Failure Mode of Thermal Barrier Coatings Based on Acoustic Emission Under Three-Point Bending via Machine Learning Based on *in-situ* Acoustic Emission Signals

CAO Zhijun^{1,2}, YUAN Jianhui¹, SU Huaiyu², WAN Jiabao², SU Jiahui², WU Qian², WANG Liang²

(1. School of Materials Science and Engineering, Shanghai University of Engineering Science, Shanghai 201620, China;

2. Integrated Computational Materials Research Center, Shanghai Institute of Ceramics, Chinese Academy of Sciences, Shanghai 201899, China)

Abstract: It is ready to cause the interface delamination, macroscopic fracture and spalling failure of thermal barrier coatings (TBCs) due to their complexity of architecture and harsh service environment. In this paper, the failure process of TBCs under three-point bending (3PB) load was monitored in real time via acoustic emission (AE) technology, and the damage failure modes of TBCs were identified based on micro-morphology analysis of AE parameters and *K-means* cluster. The waveform characteristics of four failure modes were analyzed by fast *Fourier* transform and wavelet packet transform. The macroscopic fracture or spalling failure signals have no obvious frequency band, while the corresponding frequency components of substrate deformation, surface vertical crack, sliding interface crack and opening interface crack are 62.5–125.0 kHz, 187.5–250.0 kHz, 250.0–312.5 kHz and 375.0–437.5 kHz, respectively. The method of deep machine learning was used to process the *in-situ* acoustic emission signals. The wavelet energy coefficient was extracted as a characteristic vector of the Back propagation neural network, and the advantages and disadvantages of the model were evaluated by convergence curve, confusion matrix, Receiver operating characteristic curve and F_1 value, thus realizing the discrimination of failure modes of TBCs under 3PB test and providing a reference value for failure prediction and life assessment of thermal barrier coatings.

Keywords: thermal barrier coating; three-point bending; acoustic emission; failure mode; back propagation neural network

收稿日期: 2022-10-28。 修订日期: 2022-11-10。

基金项目: 国家自然科学基金(51301192, 51671208, 91960107); NSAF 联合基金(U1730139); 中国博士后科学基金(2021M691341); 上海市自然科学基金(19ZR1479600)。

第一作者: 曹枝军(1998—), 男, 硕士研究生。

通信作者: 王 亮(1982—), 男, 博士, 副研究员;

袁建辉(1981—), 男, 博士, 副教授。

Received date: 2022-10-28. Revised date: 2022-11-10.

First author: CAO Zhijun (1998—), male, Master candidate.

E-mail: zjcao_siccas@126.com

Correspondent author: WANG Liang (1982—), male, Associate Professor.

YUAN Jianhui (1981—), male, Associate Professor.

E-mail: L.Wang@mail.sic.ac.cn; yuanjh@sues.edu.cn

随着航空涡轮发动机推重比的提高,航空涡轮发动机在国家与经济发展中扮演着更加重要的角色。热端部件作为涡轮发动机的核心部件,在航空涡轮发动机抗高温方面起着关键的作用。Padture等^[1]指出各种各样的涂层可用于保护各种结构工程材料免受磨损、腐蚀和侵蚀,并提供隔热作用。热障涂层(TBCs)由于具有优异的高温抗氧化、抗热腐蚀和高温机械性能,被广泛应用于航空涡轮发动机、舰船燃气轮机和工业燃气轮机热端部件中,并与高效气膜冷却技术、单晶高温合金技术一起并排为“世界航空推进计划”的3大有效隔热防护技术^[2]。

TBCs 是为了提高高温合金基体表面性能而常用的陶瓷涂层,能够把涡轮和燃烧室发动机部件和热气流相隔开,并提高发动机的服役寿命^[3]。TBCs 是一个复杂的多层系统,通常服役在高温燃气加热、高温氧化、CMAS (CaO–MgO–Al₂O₃–SiO₂) 冲蚀条件下的多耦合环境下,一般是由高温合金基底层(Sub)、金属黏结层(BC)、氧化层(TGO)和表面陶瓷层(TC)组成。热障涂层在长期的服役过程中会出现剥离失效,并影响着发动机热端部件的使用温度和服役寿命^[4]。

近些年来国内外利用阻抗谱法(IS)、光激发荧光电压光谱法(PLPS)、红外热成像法(IRT)、声发射法(AE)等无损检测技术对热障涂层裂纹扩展及内部损伤进行了研究。Chen等^[5]利用IS研究了热障涂层的高温热循环考核和高温氧化过程中钇稳定氧化锆(YSZ)陶瓷层的微结构演变和TGO生长,通过等效电路拟合来对TGO厚度进行表征,阻抗分析表明导致YSZ晶界电容增加、电阻降低的主要原因是烧结过程中产生的微裂纹。Rossmann等^[6]利用PLPS技术研究了电子束物理气相沉积和等离子物理气相沉积热生长氧化物在多次热循环考核下的残余应力,通过绘制热障涂层的应力图,以评估这2种喷涂方法对涂层寿命的影响,给监测氧化层微损伤区和寿命预测提供参考。Halloua等^[7]利用神经网络和主成分分析(Principal components analysis, PCA)对红外脉冲热成像(IRT)数据进行处理,并建立了热响应与热障涂层厚度之间的映射关系,最后通过遗传算法对网络训练中的初始权值进行优化调整,几种算法的融合使得其与实际厚度的偏差不会大于5%。声发射(AE)是一种利用电子仪器对声发射信号进行采集和分析的无损检测技术,可以给热障涂层断裂模式、内部损伤演化和涂层寿命预测提供更多有效的信息。与上述其他无损检测方法相比,声发射技术

兼具原位、实时、无损和整体监测的特点,对于热障涂层失效机理研究是非常有效的。目前国内外学者对于AE技术在热障涂层无损检测领域进行了深入研究,主要基于热障涂层声发射信号在失效过程参数分析、失效过程波形分析、失效机制模式识别、涂层寿命评估预测等方面进行信号分析和深度处理。基于声发射信号的热障涂层失效过程参数分析, Park等^[8]在热循环考核和四点弯曲试验中进行监测得到了声发射信号,根据热循环次数对声发射事件、累积能量、计数和幅值进行分析。声发射测试结果表明,微裂纹和氧化物是声发射信号监测的重要来源。Yang等^[9–11]对热障涂层拉伸实验下的常规声发射参数进行分析,根据热障涂层的声发射参数和应变演化特征曲线,进而判别热障涂层的表面开裂过程。结果表明热障涂层的失效起源于表面垂直开裂,继而出现界面开裂,且声发射撞击数随拉伸载荷的增加而呈幂指数增加。基于声发射信号的热障涂层失效过程的波形分析,目前可采用Fourier变换和小波变换来处理波形信号。Ito等^[12–13]通过应用改进的快速Fourier变换(FFT)对热障涂层失效过程中采集的声发射波形信号进行滤波处理,对连续记录的声发射波形采用了软阈值和硬阈值等降噪方法,指出裂纹的密度与声发射事件的数量有一定的相关性。Wang等^[14]通过比较第159次和第160次(自愈前后)高温热循环考核期间涂层失效的声发射信号波形和FFT频谱,发现自愈前后峰值频率的位置发生了变化,低频信号的强度有一定程度的降低,一些高频信号被抑制甚至消失,结果表明涂层内部确实发生了自愈行为。Weng等^[15]借助于小波包变换,对8YSZ的损伤演化过程的声发射信号进行了信号特征分析。分析结果表明,涂层首先发生弹性变形,微裂纹在压痕周围逐渐扩展,然后发生分层,断口由一些较长的裂纹和几十个微裂纹组成,涂层变形、微裂纹形成和长裂纹产生的声发射信号各自均具有不同的频率和幅值。

目前,国内外学者使用机器学习对基于声发射信号的热障涂层失效机制进行了大量的研究。Zhu等^[16–17]利用k-means聚类分析这一无监督机器学习方法分析热冲击下热障涂层的声发射信号,认为声发射信号频谱仅取决于热障涂层的破坏模式,根据声发射信号轮廓值与分类数k的关系,确定了表面垂直裂纹、滑移型界面裂纹、剪切型界面裂纹、基体变形和噪声等5类声发射信号的分布范围,发现声发射信号与外部载荷类型无关,只与声发射源失

效机制有关。基于声发射信号的热障涂层寿命评估方法, Yang 等^[18]提出了一种基于小波包与神经网络的裂纹模式机器学习方法, 认为热障涂层损伤演化的实时检测和定量评估是可取的, 采用声发射方法对热障涂层在循环加热和循环冷却作用下的断裂过程进行了监测。由理论模型估计的表面裂纹密度和界面裂纹长度等定量参数与每种失效模式下的声发射事件具有很好的相关性, 这为定量评估热障涂层的损伤演化和预测服役寿命提供了潜在的可能性。

由于热障涂层实际服役环境的恶劣, 且采集的声发射信号复杂多样, 如何把热障涂层失效过程中的声发射信号与声发射损伤失效模式进行一一对应, 并且利用机器学习方法实现快速识别是当前亟需解决的问题。因此在国内外学者研究的基础上, 通过在室温条件下采用三点弯曲实验实现了对热障涂层的实时监测, 给实际服役环境下的原位监测提供依据。结合微观形貌特征、声发射参数分析、K-means 聚类分析识别了热障涂层损伤失效模式, 利用 FFT、小波包变换(WPT)等分析了失效模式的波形特征, 同时结合机器学习方法建立了热障涂层失效模式和声发射信号的联系, 深入理解并分析热

障涂层的失效机理, 为预测热障涂层失效机理和服役寿命提供参考价值。

1 实验

1.1 样品制备

采用大气等离子喷涂技术(APS)制备了用于 3PB 实验的涂层样品。基底材料为 45#钢, 尺寸为 80 mm×10 mm×6 mm。BC 使用 NiCoCrAlY 合金粉末, 陶瓷层使用 8% Y₂O₃ 稳定的氧化锆 (8YSZ), 喷涂在 BC 上作为 TC 层。BC 和 TC 的厚度为 100 μm 和 300 μm, 其具体的工艺参数如表 1 所示^[19]。

1.2 三点弯曲试验与声发射监测

在本次工作中, 进行了 3PB 试验, 同时对于失效过程中的声发射信号进行了监测, 图 1 所示为 AE-3PB 监测系统的实验示意图。利用万能试验机使加载速度为 0.005 mm/min 的压头对于涂层样品进行弯曲处理, 直到涂层样品出现宏观裂纹, 并且出现明显的剥落失效现象。利用美国物理声学公司的 PCI-2 系统中的 AEwin 软件对热障涂层样品中出现基底变形、裂纹萌生和扩展、宏观断裂和剥落失效而生成的声发射信号进行收集, 在失效过程中产生的波形信号可以利用 AEwin 软件而输出得到。

表 1 热障涂层喷涂过程的工艺参数

Table 1 Process parameters of spraying process of Thermal Barrier Coatings

Parameter	Current/ A	Voltage/ V	Flow rate of primary gas (SCFH*)	Feedstock giving rate/(g·min ⁻¹)	Stand-off distance/mm	Spray angle/ (°)	Spray velocity/ (mm·s ⁻¹)	*1SCFH= 0.472 L/min
Bond coat NiCoCrAlY	530	53	120	5.0	110	90	30	
Ceramic top coat ZrO ₂ -8%Y ₂ O ₃	570	55	100	6.8	80	90	30	

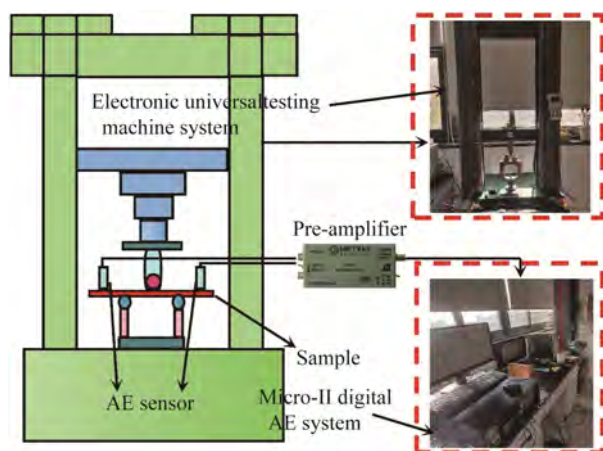


图 1 AE-3PB 实验示意图

Fig. 1 Schematic illustration of AE-3PB experiment

AE-3PB 测试系统由 2 个声发射探头组成: 其中一个声发射探头为 R15-ALPHA, 对应的响应频率范围为 50~200 kHz; 另一个声发射探头为 WSA, 对应的响应频率范围为 100~1 000 kHz。利用这 2 个声发射探头来采集三点弯过程中的声发射信号, 分布范围也较广, 可以采集的频率分布范围为 50~1 000 kHz。同时对于前置放大器的放大增益设置为 60 dB 增益, 采样频率为 2 MHz, 撞击长度为 3 072 (3 K), 峰值定义时间为 50 μs, 撞击定义时间为 200 μs 和撞击锁闭时间为 300 μs。同时为了消除环境噪声的干扰, 阈值设置为 55 dB。因为 2 个声发射传感器分别位于热障涂层样品的对称位置, 同时支撑点也是对称的, 并且涂层样品也可以认为是处于水平

方向对称, 因此可以认为整个监测系统是水平对称分布的, 所以可以通过捕获 2 个传感器的声发射信号作为比较和补充分析, 如图 2a 所示。为了能够把三点实验过程中的声发射信号和应力应变曲线能够一一对应, 要求三点弯曲过程中万能试验机载荷加载和声发射监测系统能够同时进行。在实验过程中, 金属基底出现了变形, 但是金属基底的断裂强度相比陶瓷层顶层或者是黏结层的断裂强度大的多, 所

以基底还远没有达到失效状态。如果需要对基底产生破坏, 需要对涂层试样施加更大的加载力, 但是由于本工作是为了寻找涂层的失效过程与声发射参数之间的关系, 因此当涂层与基材出现分离, 出现剥离失效的时候, 同时弯矩达到一定值时, 3PB-AE 实验即可停止进行。如图 2b 所示, 实验过程中涂层出现了宏观裂纹, 图 2c 和图 2d 所示涂层样品正面和侧面均出现了涂层脱落现象, 同时基底也出现了变形。

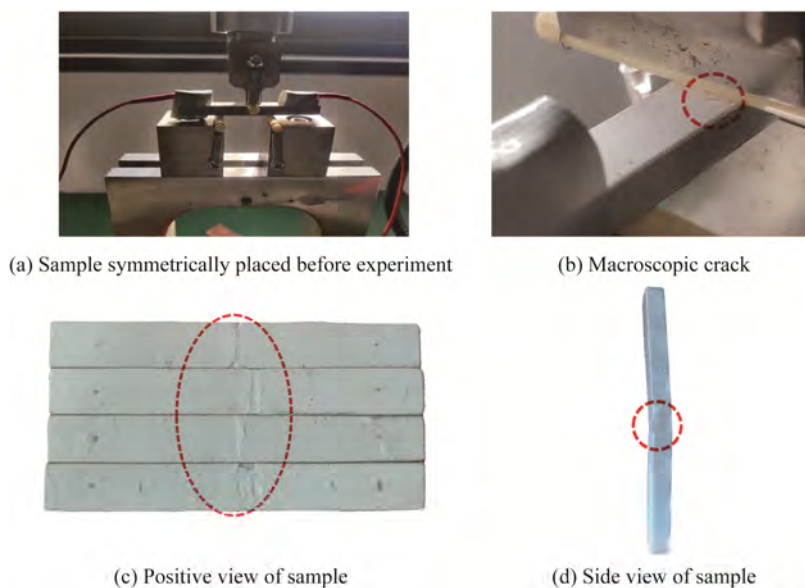


图 2 三点弯涂层样品宏观图像

Fig. 2 Macro-image of three-point bending coating sample

2 结果与讨论

2.1 热障涂层三点弯曲实验过程分析

对热障涂层三点弯实验过程的损伤破坏行为进行了截面微观形貌观察, 如图 3 所示。图 3a 中热障涂层喷涂后内部分布着少量的微裂纹和孔隙。在三点弯实验的第 1 阶段(0~48 s), 如图 3b~图 3c 所示, 涂层样品开始出现基体屈服和基体弹塑性变形, 与弯曲方向相互垂直的表面垂直裂纹开始出现在陶瓷层顶层, 并且因为陶瓷层顶层的抗弯能力相对于金属基底的抗弯能力较低, 在此期间表面垂直裂纹将会朝着陶瓷层顶层和黏结层的界面处快速扩展, 同时在表面垂直裂纹还没扩展到界面处时, 会出现少量界面裂纹信号。因此在此阶段开始陆续出现基底变形、表面垂直裂纹和少量界面裂纹。在三点弯实验的第 2 阶段(49~870 s), 如图 3d~图 3f 所示, 随着三点弯曲加载力的增加, 当表面裂纹扩展至陶瓷层和黏结层的界面处时, 在此阶段裂纹将会跟随界面处进行扩展, 同时表面垂直裂纹的裂纹宽度也将进

一步增加, 出现剪切型界面裂纹、张开型界面裂纹和涂层界面分层现象, 横截面中心处出现很大的裂缝, 并且陶瓷层顶层开始与下方分离。在三点弯实验的第 3 阶段(871~1 800 s), 图 3g~图 3h 所示, 随着加载力的增加, 在试验时纵向裂纹会与横向裂纹交互在一起, 导致陶瓷层顶层和黏结层都出现贯穿裂纹。在三点弯实验的第 4 阶段(1 801~1 875 s), 如图 3i 所示, 陶瓷层顶层和黏结层上不相连的贯穿裂纹和贯穿裂纹随着加载力的增加而最终连接在一起, 此时导致涂层部分发生宏观断裂, 最终出现剥离失效。

2.2 声发射信号分析与处理方法

针对热障涂层失效过程的声发射信号进行分析和处理, 采用声发射参数分析、Fourier 变换、小波包变换等声发射信号处理方法, 同时结合 K-means 聚类分析和 BP 神经网络等机器学习方法实现声发射失效模式的自动判别。结合加载过程中的应力应变曲线, 用来分析整个失效过程中失效模式的出现顺序和失效机理。

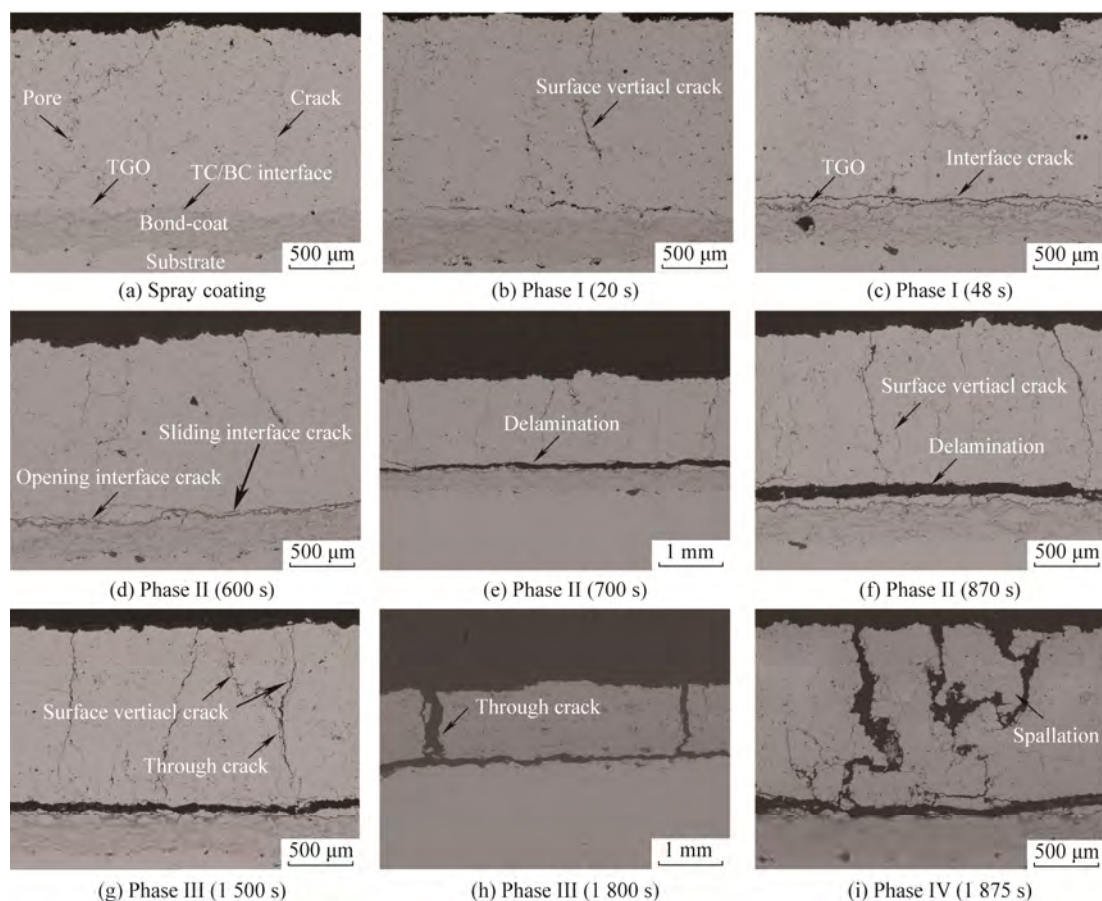


图 3 三点弯实验前后涂层的横截面图像

Fig. 3 Cross-sectional image of the coating before and after the three-point bending test

由于声发射特征参数较多, 为了能够找到热障涂层失效过程中裂纹模式识别的重要参数, 通过聚类分析这一无监督机器学习方法, 为此采用基于最小距离的分类标准的 *K-means* 聚类分析算法来处理声发射信号, 建立声发射损伤模式与声发射信号特征参数之间的联系。 *K-means* 是最常用的一种聚类算法, 它的主要思想是: 将全部的声发射参数数据分成 k 个互斥的类簇, 把每个声发射数据分配到离其最近的类簇中心点所代表的类簇中, 每个类簇中的声发射数据彼此接近, 但又远离其他类簇中的声发射数据, 通过每个类簇中的所有点重新计算这个类簇的中心点, 然后再进行不断迭代, 直到分离成合适的簇群。同时为了分析热障涂层三点弯实验过程中的失效模式, 通过选择幅值、持续时间、计数、能量和峰频作为 *K-means* 算法的特征向量。在对这 5 个声发射参数进行聚类分析时, 需要进行归一化处理, 其范围为 $[-1, 1]$, 解决由于物理维度不同造成数据的不可比拟性。轮廓系数定义为^[20]:

$$s(k) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{\min[b(i, k) - a(i)]}{\max[a(i), \min(b(i, k))]} \quad (1)$$

式中: n 为全部声发射信号点的数量, $a(i)$ 是簇 k 中第 i 个信号点与同类簇中其他向量数据的距离的平均值; $b(i, k)$ 表示的是从第 i 个向量到其他簇 k 中其他向量的距离。只有当轮廓系数大于 0.7 时, 才能认为当前结果是准确的, 并且至少应该计算 3 次轮廓系数, 可以取最好的运算数据作为聚类分析的结果, 此时所得到的 k 值被认为是最佳的分类标准。

在数字信号处理领域, *WPT* 非常适合处理非平稳随机信号, 因此可以使用小波包变换对声发射信号进行时频域局部化分析。小波变换包变换是小波变换(WT)的延伸, 小波变换只对声发射信号的低频部分做进一步的分解, 而小波包变换不但可以对声发射波形信号的低频部分进行分离, 同时还可以对声发射信号的高频部分进行处理。针对声发射失效过程中的失效模式中的信号特点进行分析, 发现通过利用“db8”小波对信号进行处理的过程中每个小波变换后的节点都具有各自对应的频带。对于给定的声发射信号, 通过多层小波分解后得到的子信号的总和和可以用 f_t 表示, 其定义如式(2)所示, 各节点的能量计算公式如式(3)所示, 其信号总能量计算如

式(4)所示^[21]:

$$f_t = f_t^{(0)} + f_t^{(1)} + \dots + f_t^{(n)} \quad (2)$$

$$E_t^j = \sum_{t=t_0}^t (f_t^j)^2 \quad (3)$$

$$E_t^T = \sum_{j=0}^n E_t^j \quad (4)$$

式中: $f_t^{(0)}, f_t^{(1)}, \dots, f_t^{(n)}$ 为声发射信号的节点; E_t^j 为第 j 个节点的小波能量; E_t^T 为总节点数 T 的小波能量值。声发射小波能量系数定义为各级节点能量与总节点能量的比值:

$$R_t^j = E_t^j / E_t^T \quad (5)$$

其中小波能量系数的最大值所对应的节点值是该声发射信号的特征节点, 同时在此时对应的频段为声发射信号的特征频段, 通过声发射小波能量系数来区分热障涂层的断裂失效形式。

2.3 热障涂层三点弯实验声发射特征分析

为了能够更加准确地分析热障涂层在三点弯曲实验下的内部损伤行为及失效模式, 将声发射信号的振铃计数和能量、应力应变曲线以及特征参数历程图关联起来对于整个实验过程进行分析。振铃计数以及应力应变曲线如图 4 所示, 在三点弯加载阶段下, 热障涂层的声发射行为出现了明显的不同, 在 1 800 s 以前声发射活动性较弱, 同时能量也较低, 在 1 800 s 后声发射振铃计数和能量都急速增加, 同时发现声发射振铃计数、能量和应力应变曲线具有很好的相关性。

TBCs 试样中的声发射信号代表了在三点弯实验过程中各种不同的裂纹萌生、裂纹扩展、内部损伤和分层现象。图 5 显示了计数、能量、持续时间、上升时间、幅值、峰值等声发射参数的历程图, 从图 5 可以看出这 6 个声发射参数在三点弯加载过程

中具有相同的变化趋势。结合声发射信号计数、能量与应力应变演化曲线关系, 可以将 TBCs 三点弯曲实验过程声发射参数历程图分为 4 个阶段。第 1 阶段 (0~48 s): 压密阶段, 涂层开始出现少量的表面垂直裂纹。尽管各个声发射参数在开始阶段都处于一个较低水平, 但它同时也在缓慢上升, 此时基底出现弹塑性变形, 开始出现表面垂直裂纹和少量界面裂纹。第 48 s 的时候幅值达到了 85 dB, 能量达到了 300 mV/μs。在基底弹塑性变形阶段, 由于基底的抗弯强度相比于陶瓷层顶层的抗弯强度大的多, 因此基层的形变较小, 而陶瓷层顶层作为一种脆性材料, 此时陶瓷层顶层会产生一些表面垂直裂纹。第 2 阶段 (49~870 s): 此时应力应变曲线线性良好, 涂层开始出现大量的表面垂直裂纹和少量剪切型界面裂纹和张开型界面裂纹, 对应着多个声发射源的出现, 各个参数快速达到较高水平, AE 信号的振铃计数、能量、持续时间、上升时间、峰频和幅值分别低于 300、300 mV/μs、5 000 μs、2 200 μs、300 kHz、85 dB。第 3 阶段 (871~1 800 s): 涂层出现大量的剪切型界面裂纹和张开型界面裂纹, 并且涂层开始出现界面分层现象。同时出现一些宏观裂纹, 参数除了幅值外均处于一个较高水平, 同时峰频达到了 300 kHz。第 4 阶段 (1 801~1 875 s): 部分涂层处于剥离失效, 开始出现大量的宏观裂纹。各个参数同时达到了最大值, 对应着声发射源释放大能量, 同时在此期间声发射参数计数、持续时间、上升时间、峰频、幅值和能量的范围分别为 300~3 500、5 000~27 000 μs、2 200~14 000 μs、300~900 kHz、85~100 dB 和 300~27 000 mV/μs。通过从声发射参数进行分析, 如果出现数量较多的裂纹以及涂层出

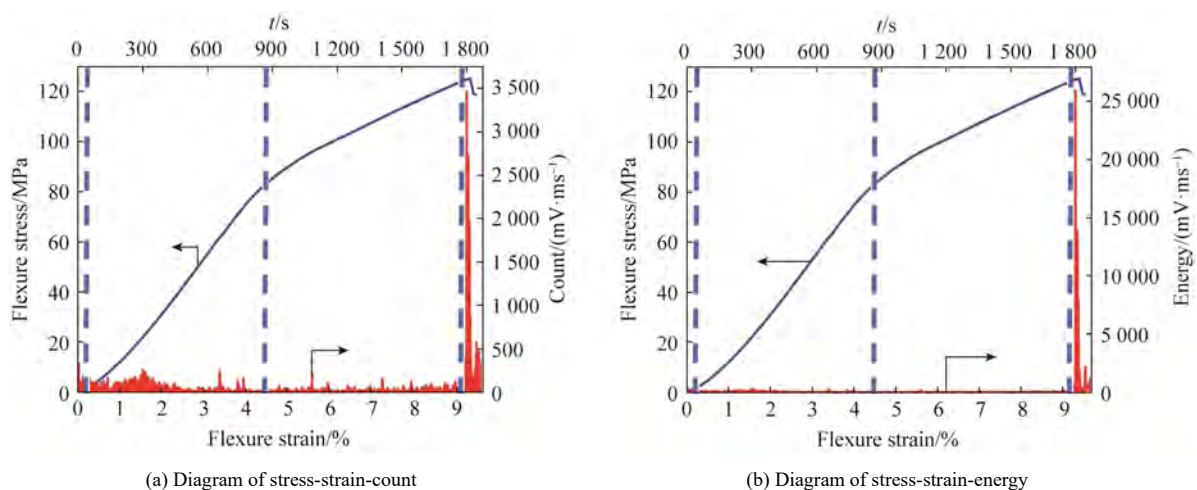


图 4 应力应变与计数和能量的历程图
Fig. 4 History of stress-strain, count and energy

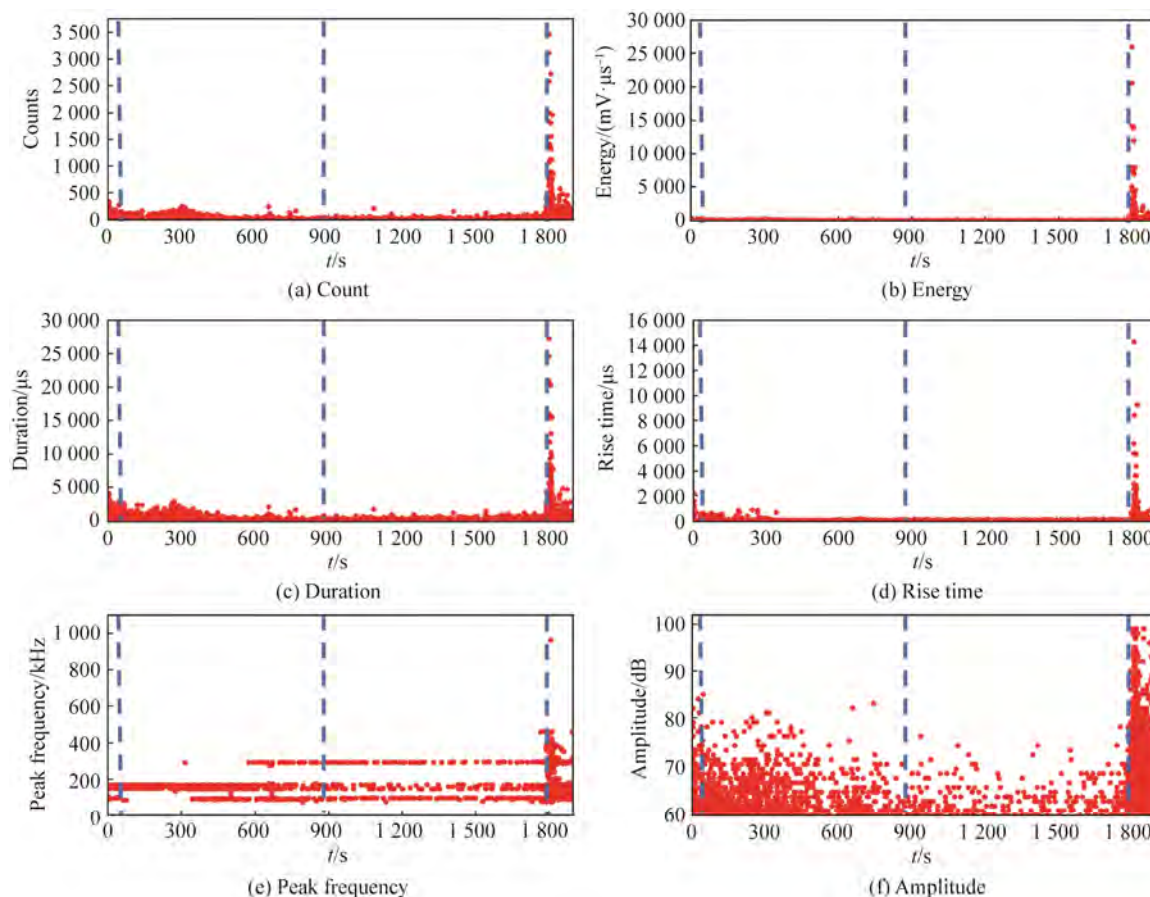


图 5 声发射参数历程图

Fig. 5 Calendar of Acoustic emission parameters

现剥离失效,在此期间声发射信号事件数也会大大增加。在三点弯载荷下出现的表面垂直裂纹和水平裂纹的萌生和扩展会产生贯穿裂纹,同时在这一阶段释放了一部分来自 TBCs 变形和涂层剥离失效而产生的能量,最后声发射信号参数在这之后出现了断崖式下降的趋势。

2.4 基于声发射信号参数的聚类分类

聚类分析是一种典型的无监督机器学习方法。由上述 2.1 节的聚类分析理论可知,通过采用幅值、峰频、持续时间、计数和能量作为聚类变量对声发射信号进行聚类分析,对其进行归一化处理,根据轮廓系数 s 来确定聚类类别 k ,依次选取 $k=2, 3, 4, \dots, 20$ 来求出轮廓值 $s(k)$ 。图 6a 所示为轮廓值与聚类数 k 的函数关系图。在三点弯曲实验过程中可以将 TBCs 声发射信号分为 5 类,轮廓系数在此时达到最大,对应的轮廓系数的值为 0.75。因此,在三点弯曲载荷下,可以将 TBCs 声发射信号分为 5 类。图 6b~图 6f 所示为三点弯实验失效过程中声发射参数信号的 K -means 聚类分析图,可以分为 A、B、C、D 和 E 等 5 个声发射信号类别。A 类信号的幅值分

布在 75~100 dB,持续时间分布在 1 000~12 000 μs ,峰频分布在 200~370 kHz,能量在 1 000~8 000 $\text{mV}/\mu\text{s}$,同时发现这类信号参数的分布范围相比其他四类信号都更广泛,并且峰值频率作为唯一的声发射参数可以很好地把这几类声发射信号相互区分开。B 类信号、C 类信号、D 类信号和 E 类信号的频带分别为 50~120 kHz、150~230 kHz、270~330 kHz、和 350~420 kHz,但是发现 A 类信号却没有明显的频带,频率较为分散,其各个声发射参数值都相当高的信号,可以认为是高能量的宏观断裂与剥落失效信号。

2.5 TBCs 失效模式的声发射参数分析

对三点弯实验过程中的界面微观形貌、声发射参数历程分析、声发射参数聚类分析进行总结得出声发射信号与失效模式的对应关系。A 类信号在三点弯载荷下出现在 1800 s 以后,同时信号具有高幅值(75~100 dB)、高能量(1 000~8 000 $\text{mV}/\mu\text{s}$)和长持续时间(2 000~10 000 μs)的特征。热障涂层失效过程中出现的界面裂纹和贯穿裂纹会导致陶瓷层和黏结层出现宏观断裂,同时出现剥落失效现象,并且热

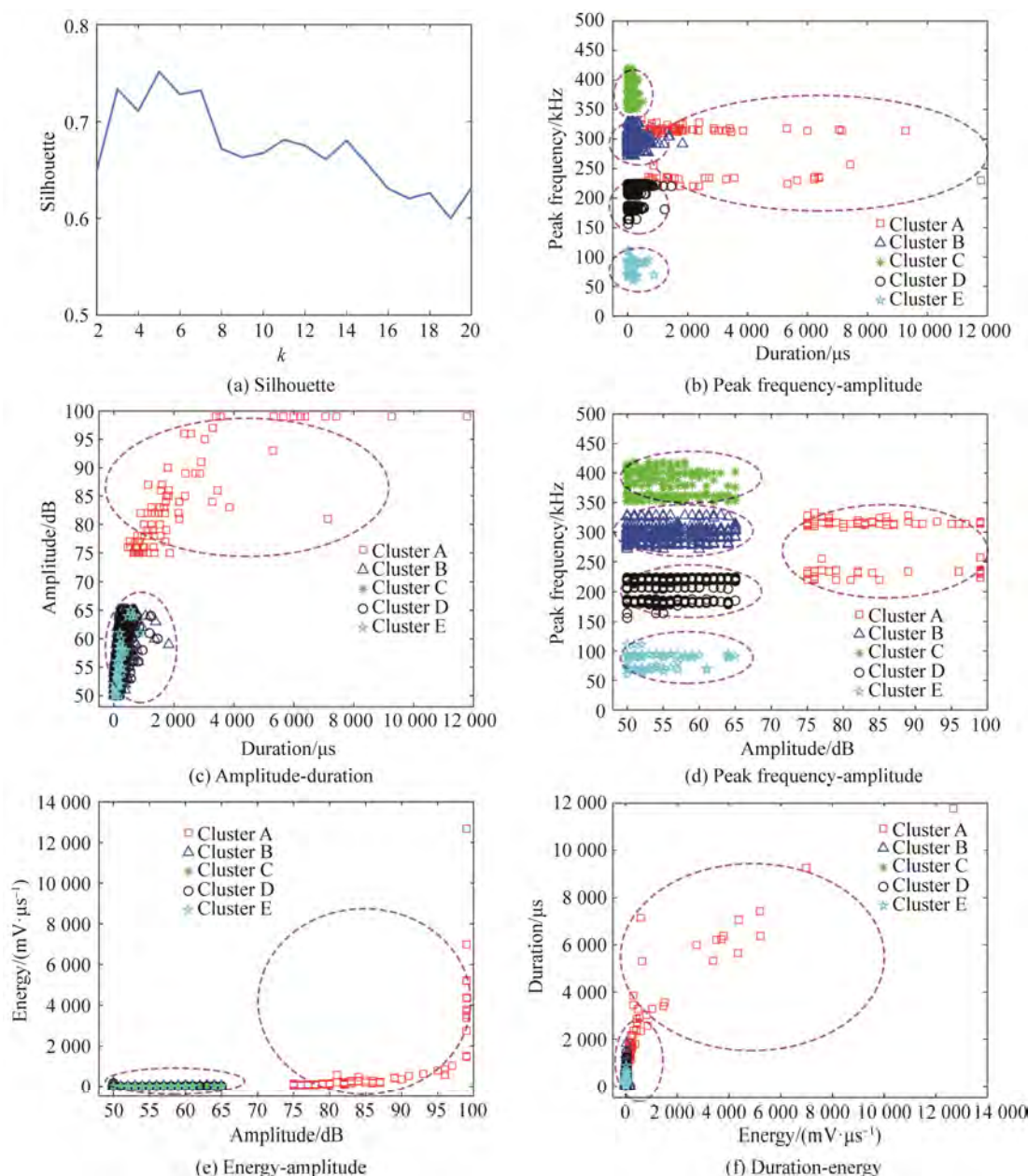


图6 热障涂层三点弯实验声发射信号的聚类分析

Fig. 6 Cluster analysis of acoustic emission signals in three-point bending test of TBCs

障涂层宏观断裂和剥落失效的声发射信号具有高能量、长持续时间和高幅值等信号参数特点, 所以结合声发射参数历程图分析可以将 A 类信号认为是 TBCs 的剥落失效和宏观断裂信号。由声发射参数历程图分析可知, TBCs 在三点弯载荷下的基底弹性变形信号在整个实验阶段均会产生声发射信号, 同时结合上述声发射参数历程图分析, 发现仅 B 类信号在这个三点弯实验过程中一直出现, 因此 B 类信号可以认为属于基底变形信号。C 类信号在三点弯载荷下分别在 48 s 前后陆续出现, 在整个三点弯载荷加载过程中, TBCs 在受到加载力的作用下, 会在陶瓷层顶层和相近范围出现垂直裂纹信号,

因此 C 类信号对应于表面垂直裂纹信号。同时根据聚类分析图发现 D 类信号和 E 类信号在 870 s 前后陆续出现, 通过对这 2 类声发射信号波形和声发射参数进行大量的统计分析, 发现两者比较相似, 因此可以认为这 2 种声发射信号都是界面裂纹信号。热障涂层在整个三点弯实验下的所处的应力状态是区分 2 种界面裂纹失效模式的重要依据, 同时结合涂层微观形貌和声发射参数历程图分析, 发现两者在应力状态下存在明显的不同, 剪切型界面裂纹因为 TC 层内部本身存在缺陷和屈曲位置的随机性会出现在 TC 层附近, 张开型界面裂纹是表面垂直裂纹沿着陶瓷层顶层和黏结层界面处并转化为张开型

界面裂纹, 因此 D 类信号为剪切型界面裂纹, E 类信号为张开型界面裂纹。

2.6 基于声发射波形信号的 Fourier 分析

在整个 AE-3PB 实验过程中, 由于涂层试样屈服后, 基体弹塑性变形信号会和涂层中各类裂纹产生的声发射信号相互混合在一起, 如何针对复杂的损伤模式进行识别是当前亟需解决的问题。通过对热障涂层失效过程中的声发射信号进行 FFT 可以将其从时域变换到频域, 提取每个声发射波形的频率特征以及波峰个数来识别 TBCs 失效过程中的内部损伤失效模式。因为 TBCs 失效过程中所得到的声发射信号大部分是来源于基底变形、陶瓷层和黏结层的裂纹萌生和扩展行为, 因此通过对于声发射波形信号进行分析可以给热障涂层失效模式识别提供科学依据。

通过对声发射信号进行 FFT 变换可以提取特征频谱, 同时也可以更加直观地了解 TBCs 三点弯曲实验过程中的失效模式。由于 A 类信号属于宏观裂纹信号, 并且它们的声发射特征参数值分布特别广泛, 其波形也没有明显的规律, 因此在此不予讨论。吴航等^[22]通过对金属基底 45#钢的声发射信号采集后进行 Fourier 变换后发现其频率主要集中在 90 kHz。由于基底材料相同, 对聚类分析后的 B 类声发射进行 Fourier 变换得到的中心频率也为 90 kHz, 因此认为 B 类信号为基底变形信号。从上述聚类分析中得到的 B、C、D 和 E 类信号中的各类声发射事件选取一个声发射波形进行 Fourier 变换, 如图 7 所示。利用 FFT 变换后得到 4 类声发射信号的中心频率, 其中基底变形(B 类)、表面垂直裂纹(C 类)、剪切型界面裂纹(D 类)、张开型界面裂纹(E 类)的中心频率分别为 90 kHz、200 kHz、300 kHz、390 kHz。

通过对于声发射信号进行频谱分析, 由波形结果说明在三点弯实验过程中, 在失效过程中获得的热障涂层声发射信号是所有失效模式共同作用的结果, 但是在某一时刻, 某一种失效模式在这个声发射事件中占据着主要地位^[23]。对于涂层的失效过程中的声发射信号可以很方便地检测出来, 通过分析其主频率即可识别出其损伤模式。通过大量的分析表明, 伴随着基底变形的同时, 表面垂直裂纹会首先出现在陶瓷层顶层, 并且开始向着陶瓷层顶层和黏结层的界面处萌生和扩展, 在到达涂层界面处时, 会产生剪切型界面裂纹, 在产生贯穿裂纹时也会出现张开型界面裂纹, 并且导致其出现分层现象, 最后导致涂层出现剥离现象。所以在对于声发射信号

经过 FFT 处理后, 可以提取声发射信号的特征谱和特征谱对应的主峰频, 然后根据三点弯实验过程中不同的特征谱和主峰频来确定不同的失效模式, 同时评估内部损伤情况。

2.7 基于声发射波形信号的小波变换分析

从上述聚类分析中得到的 B、C、D 和 E 类信号中的各类声发射事件选取一个声发射波形进行小波包变换(WPT), 其峰值频率均低于 480 kHz, 因此只画出前 8 个节点, AE 信号的小波包变换结果及其频谱如图 8 所示。发现声发射信号的小波能量系数大部分都集中在前 16 个节点, 所以主要研究前 16 个节点的小波能量系数, 这 4 类声发射信号的小波能量系数比如图 9 所示。

利用小波包变换得到的波形可以分析其不同声发射信号的特征, 而小波能量系数可以直观地表现出各个节点的能量分布。B 类信号的能量主要集中在 a_2 (62.5~125.0 kHz)能级上, 对应的小波能量系数为 0.818 54; C 类信号对应的主频主要集中在 a_4 (187.5~250.0 kHz), 对应的能量系数比分别为 0.772 93; D 类信号对应的主频带主要集中在 a_5 (250.0~312.5 kHz), 对应的能量系数为 0.711 94; E 类信号对应的主频带分别是 a_7 (375.0~437.5 kHz), 部分存在于第 a_6 (312.5~375.0 kHz), 对应的小波能量系数分别为 0.426 02 和 0.247 17。从波形来看, B 类信号其波形并没有明显震荡, 幅值振幅在第 2 节点达到最大值, 且其幅值一直处于衰减的情况, C 类信号和 D 类信号幅值振幅分别在第 4 节点和第 5 节点处达到最大值, 其振幅在第 4 节点处和第 5 节点处两边处于衰减情况, E 类信号在第 6 和第 7 节点处幅值达到最大值, 其振幅在此之前一直处于递增的情况, 通过这些特征来区分声发射的失效模式。

3 基于反向传播神经网络的 TBCs 声发射信号的机器学习研究

3.1 三层 BP 神经网络的设计

深度学习作为机器学习的子集, 是机器学习中的一个重要的算法领域。反向传播神经网络(BPNN)主要是由 3 部分结构组成, 分别为输入层、隐含层和输出层, 在图像处理、模式识别和函数逼近等方面都有广泛的应用。由于 1 个 S 型隐含层加上 1 个线性输出层是能够实现任意的非线性映射, 因此可以采用包含 1 个隐含层的 3 层 BPNN 来识别 TBCs 声发射信号, 图 10 所示为 1 个 3 层 BPNN 结构图。

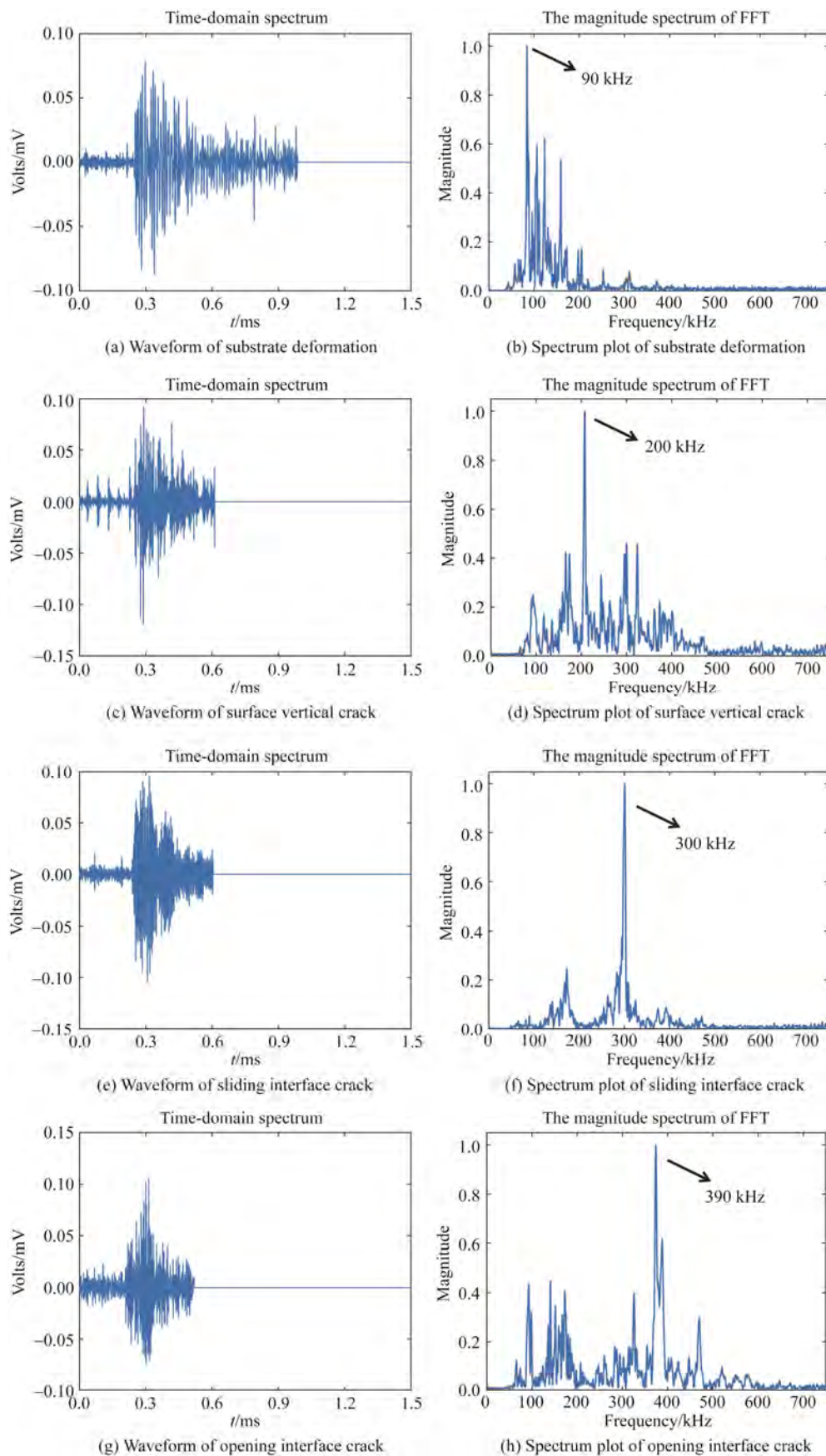


图 7 热障涂层的典型声发射信号
Fig. 7 Typical acoustic emission signals of TBCs

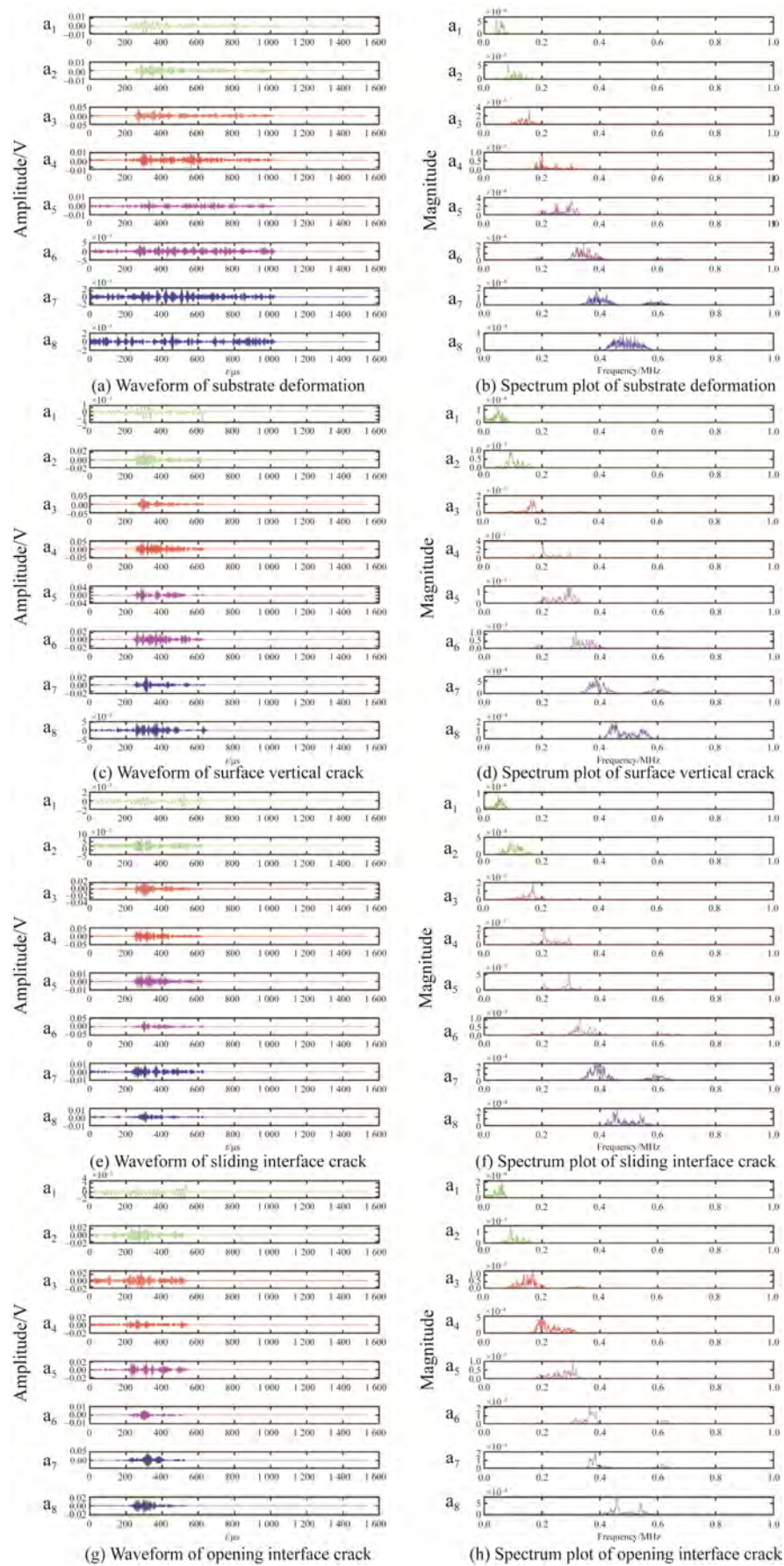


图 8 4 类声发射信号的小波包变换

Fig. 8 Wavelet packet transform of four kinds of acoustic emission signals

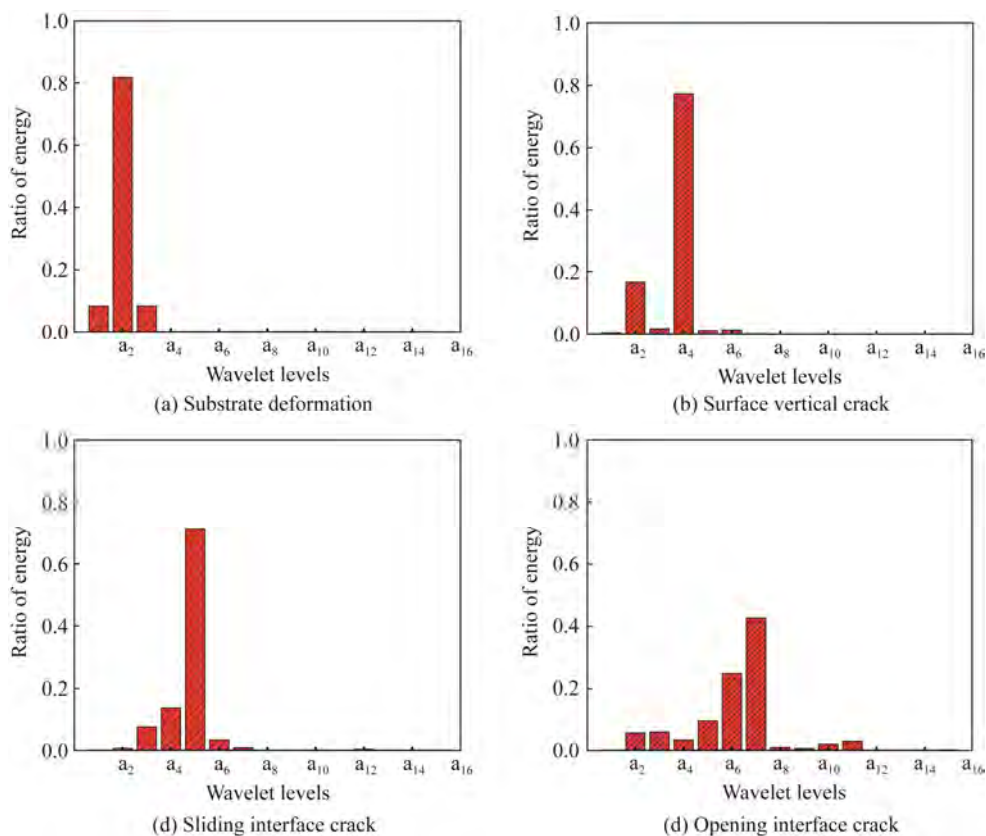


图9 AE信号的小波能量分布系数比

Fig. 9 Wavelet energy distribution coefficient ratios of the AE signals

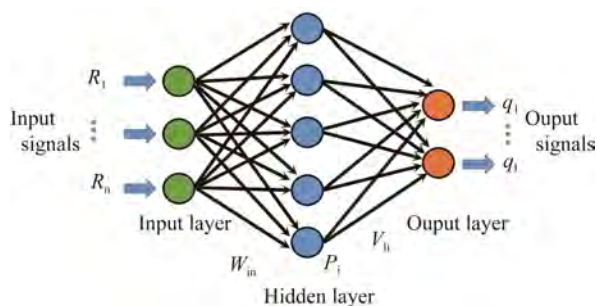


图10 三层反向传播神经网络结构图

Fig. 10 Structure diagram of three-layer Back propagation neural network

输入层神经元节点数取决于输入特征向量，输出层神经元节点数则取决于输出层特征向量。通过提取小波变换后的小波能量系数作为输入层特征向量，由于声发射波形的小波能量系数主要集中在前8个节点，因此可以将输入层神经元的节点数定为8个。输出层取决于热障涂层损伤失效模式，由上述所知，其声发射波形信号主要分为4种损伤失效模式，因此可以把输出层节点数定为4个。基底变形、表面垂直裂纹、剪切型界面裂纹、张开型界面裂纹这4种损伤失效模式分别用输出向量[1,0,0,0]，[0,1,0,0]，[0,0,1,0]与[0,0,0,1]来表示。由于隐含层是

未知的，因此隐含层的节点数 i 可以由以下的经验公式来确定^[24]：

$$i = \sqrt{m + l} + a \quad (6)$$

其中： m 为神经网络输入层节点数； l 为神经网络输出层节点数； a 取5以内的正整数。根据上面我们确定神经：网络输入层节点数为8，神经网络输出层节点数为4，通过上述计算发现隐含层可以取4~8之间的正整数，然后通过试凑法进行确定，隐含层节点数取6时为网络误差最小值。 x 表示输入层的函数值， Q_l 表示第 l 个预测值， q_l 表示第 l 个实际值，传递函数采用S型的对数函数，其公式如下所示^[24]：

$$g(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (7)$$

误差函数定义如下^[24]：

$$erf = \frac{1}{2} \sum_{l=1}^L (Q_l - q_l)^2 \quad (8)$$

3.2 基于 BPNN 的模式识别

通过提取声发射波形的小波能量系数作为声发射信号的特征向量，将其特征向量输入 BPNN，并以此来建立神经网络的输入层。声发射样本包括2200个声发射信号，其中基底变形、表面垂直裂纹、剪切型界面裂纹、张开型界面裂纹各550个。首先

将训练样本随机分布为训练集、验证集和测试集, 每个部分所占的百分比分别为 60%、20%和 20%。也即 1 320 个声发射样本作为训练集进行训练, 440 个声发射数据样本作为验证集对模型进行验证, 440 个没有参与训练的声发射数据样本作为测试集进行测试。如下图 11 所示为 3 层 BPNN 训练过程中的收敛曲线图, 从图 11 可以看出网络训练在 57 次时达到最佳验证性能, 且交叉熵函数随着训练次数的增加而逐渐减小, 并且训练集、验证集、测试集的收敛曲线下降趋势基本保持一致, 表明声发射样本信号随机拆分的效果较好。随着训练次数的增加, 交叉熵逐渐降低并且趋于极小值, 在 57 次时达到最大验证次数 20 次, 且在此达到最低验证性能为 0.007 972 7, 发现训练后 BPNN 具有较好的识别效果。

混淆矩阵通过对于 4 类声发射信号的预测结果和真实结果的分类模型以矩阵的形式进行汇总, 在模式识别中起着重要的作用。通过画出其混淆矩阵,

如图 12 所示, 混淆矩阵的行表示的是声发射信号类别的实际值标签, 矩阵的列则表示的是声发射信号类别的预测值标签。矩阵的每个单元表示识别总数

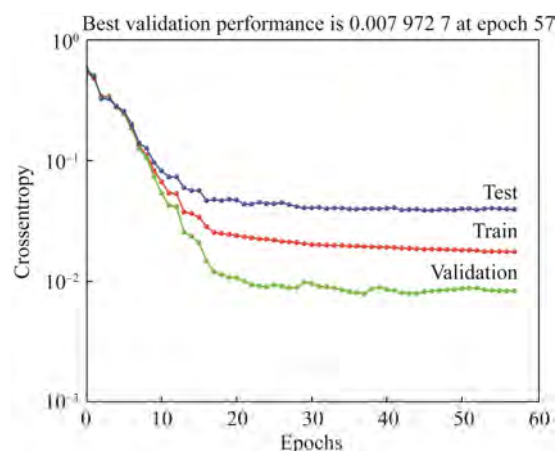


图 11 反向传播神经网络收敛曲线图

Fig. 11 Convergence curve of back propagation neural network

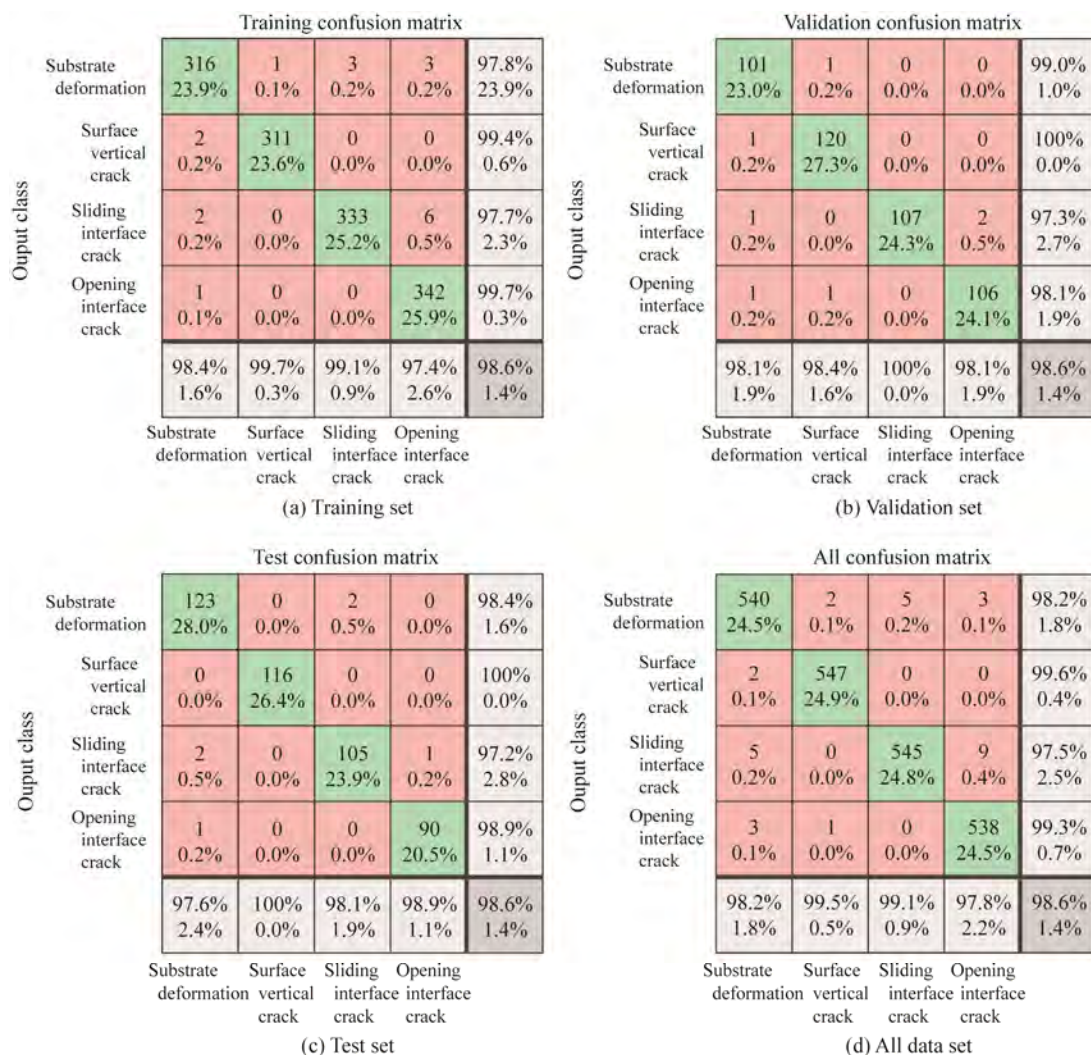


图 12 声发射样本分类结果的混淆矩阵

Fig. 12 Confusion matrix of classification results of Acoustic Emission samples

和相对于总样本数量的百分比, 矩阵的对角线单元表示每个类别的正确识别结果, 混淆矩阵的最右边的一列表示召回率(R), 混淆矩阵的最下面一列表示精确率(P), 混淆矩阵的右下角表示总体样本的准确率(A)。其中样本精确率如公式所示, 样本召回率如公式所示^[25]。

$$P = \frac{n_{TP}}{n_{TP} + n_{FP}} \quad (9)$$

$$R = \frac{n_{FN}}{n_{TP} + n_{FN}} \quad (10)$$

$$A = \frac{n_{TP} + n_{TN}}{n_{TP} + n_{TN} + n_{FP} + n_{FN}} \quad (11)$$

上述公式中: n_{TP} 为正确分类为真实样本类别的数量; n_{FP} 为其他样本类别误以为真实样本类别的数量; n_{FN} 为真实类别误以为其他类别的数量值; n_{TN} 为属于其他类别误以为其他类别的数量。由图 12 可知, 基底变形、表面垂直裂纹、剪切型界面裂纹和张开型界面裂纹这 4 类声发射信号特征类别相对应的召回率分别为 98.2%、99.6%、97.5%和 99.3%, 精确率分别为 98.2%、99.5%、99.1%和 97.8%, 总体准确率为 98.6%。

受试者工作特征曲线(ROC)能很容易地看出任意声发射失效模式对 BPNN 的泛化性能。ROC 曲线横坐标是 n_{FP} , 纵坐标为 n_{TP} 。ROC 曲线越靠近左上角时, 模型的准确性都较高, 最靠近左上角的 ROC 曲线上的点则表示分类错误最少的最好阈值点。把各个声发射类别的 ROC 曲线绘制在一起可以更加直观地鉴别分类准确性和 BPNN 优劣性, 靠近左上角代表相应的准确率较高, 以直观地看出表面垂直裂纹识别准确率高。ROC 曲线下面积(AUC)是衡量 BPNN 分类器优劣的一个重要指标, 其计算值是通过计算 ROC 曲线与横坐标的面积, AUC 数值越大, 对应的声发射分类器效果越好。一般来说, AUC 的值越大越好, 至少在大于 0.75 时, 该 BPNN 具有较大的应用价值, 图 13 所示, 4 个失效模式的 AUC 面积都大于 0.75, 基底变形、表面垂直裂纹、剪切型界面裂纹、张开型界面裂纹的 AUC 值分别为 0.958 7、0.990 4、0.986 5 和 0.948 1, 且都接近于 1, 因此识别准确性较高, 模型分类效果也较好。同时通过计算热障涂层失效模式识别结果的 F_1 值来衡量该模型的优劣性, F_1 值也即全部声发射样本准确率和召回率的一个平衡点, 综合了精确率和召回率的结果, F_1 值的取值范围从 0~1, 1 代表该模型达到最好的输出效果, 0 代表该模型的输出效果最差。

如式所示^[25]:

$$F_1 = \frac{2PR}{P+R} \times 100\% \quad (12)$$

由式(12)计算出基底塑性变形信号、表面裂纹信号、剪切型界面裂纹信号和张开型界面裂纹信号 4 类特征类别相对应的 F_1 值分别为 98.2%、99.5%、98.3%和 98.5%。从全部声发射样本在统计意义上来说, 4 种声发射模式识别结果的平均 F_1 值达到 98%, 满足工程实践要求。

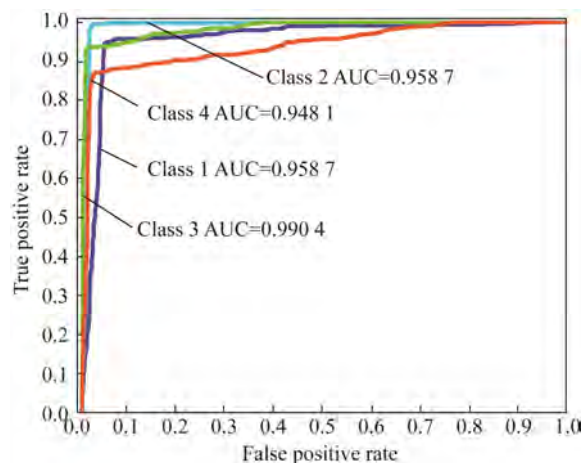


图 13 声发射样本分类结果的 ROC 曲线

Fig. 13 Curves of ROC of classification results of Acoustic Emission samples

4 结论

1) 在 3PB-AE 实验中, 结合涂层截面微观形貌分析热障涂层三点弯曲过程中的失效模式。首先 TBCs 出现基底变形且陶瓷层表面开始萌生少量的表面垂直裂纹, 随着加载力的增加, 涂层此时出现大量的表面垂直裂纹, 且表面垂直裂纹迅速向陶瓷层和黏结层的界面处扩展继而出现少量剪切型界面裂纹和张开型界面裂纹, 随着界面裂纹的增多, 界面裂纹将会朝着界面处萌生和扩展, 直到扩展到涂层样品的边缘处, 致使热障涂层出现贯穿裂纹、界面分层和宏观断裂, 并使涂层出现剥落失效现象。

2) 采用声发射参数分析、FFT 和 WPT 来分析声发射信号失效模式和波形的特征。对声发射参数进行 K-means 聚类分析后, 根据分析结果发现 A、B、C、D、E 类信号分别为宏观断裂及剥落失效、基底变形、表面垂直裂纹、剪切型界面裂纹和张开型界面裂纹。其中宏观断裂及剥落失效信号并无明显频段分布, 而由聚类分析、Fourier 变换和小波包

变换可知 B、C、D、E 类信号的频率分布范围分别在 62.5~125.0 kHz、187.5~250.0 kHz、250.0~312.5 kHz、375.0~437.5 kHz。

3) 通过提取小波变换的能量系数作为 8-6-4 三层 BPNN 的特征向量, 结合收敛曲线、混淆矩阵、ROC 曲线、 F_1 值作为评价指标评价了该模型的优劣性, 发现该网络具有较好的识别效果, 正确率达到 98.6%, 实现了对于热障涂层失效模式的识别。

4) 热障涂层内部损伤失效是动态的发展过程, 将声发射信号与失效模式建立相关的联系可以实现对失效过程进行原位监测, 对声发射事件的频率特征进行分析有利于了解内部损伤情况, 结合声发射参数可以预测热障涂层出现宏观断裂及剥落失效的时刻, 给涂层寿命评估提供参考。基于声发射信号的热障涂层失效模式的机器学习研究相比直接观察微观组织结构可以实现热障涂层内部损伤失效模式的快速识别和自动筛选, 为热障涂层工艺优化和实时结构健康监测提供理论依据。未来可以通过运用机器学习等人工智能手段解决热障涂层声发射大数据的计算问题, 在热障涂层材料研发和无损检测领域发挥更大的作用。

参考文献:

- [1] PADTURE N P, GELL M, JORDAN E H. Materials science-thermal barrier coatings for gas-turbine engine applications[J]. Science, 2002, 296(5566): 280–284.
- [2] 徐滨士, 李长久, 刘世参, 等. 表面工程与热喷涂技术及其发展[J]. 中国表面工程, 1998(1): 3–9, 49.
XU Binshi, LI Changjiu, LIU Shican, et al. China Surface Eng (in Chinese), 1998(1): 3–9, 49.
- [3] 杨丽, 周益春, 朱旺. 热障涂层失效的声发射实时表征技术研究进展[J]. 中国材料进展, 2020, 39(11): 878–896.
YANG Li, ZHOU Yichun, ZHU Wang. Mater Chin (in Chinese), 2020, 39(11): 878–896.
- [4] 胡忠超, 王亮, 庄铭翔, 等. 热障涂层裂纹扩展的数值模拟研究进展[J]. 中国材料进展, 2020, 39(10): 740–753, 738–739.
HU Zhongchao, WANG Liang, ZHUANG Mingxiang, et al. Mater Chin (in Chinese), 2020, 39(10): 740–753, 738–739.
- [5] CHEN W, LIU M, ZHANG J. Microstructure evolution and impedance spectroscopy analysis of 7YSZ thermal barrier coating during high-temperature oxidation process[J]. Chin Surface Eng, 2016, 29(3): 48–56.
- [6] ROSSMANN L, NORTHAM M, SARLEY B, et al. Investigation of TGO stress in thermally cycled plasma-spray physical vapor deposition and electron-beam physical vapor deposition thermal barrier coatings via photoluminescence spectroscopy[J]. Surf Coat Tech, 2019, 378: 125047.
- [7] HALLOUA H, ELHASSNAOUI A, SAIFI A, et al. Neural networks and genetic algorithms for the evaluation of coatings thicknesses in thermal barriers by infrared thermography data; proceedings of the 2nd International Conference on Structural Integrity (ICSI)[C]//Funchal, PORTUGAL, F Sep 04-07, 2017.
- [8] PARK J H, KIM J S, LEE K H. Acoustic emission characteristics for diagnosis of TBC damaged by high-temperature thermal fatigue[J]. J Mater Process Technol, 2007, 187: 537–541.
- [9] YANG L, KANG H S, ZHOU Y C, et al. Frequency as a key parameter in discriminating the failure types of thermal barrier coatings: Cluster analysis of acoustic emission signals[J]. Surf Coat Tech, 2015, 264: 97–104.
- [10] YANG L, YANG T T, ZHOU Y C, et al. Acoustic emission monitoring and damage mode discrimination of APS thermal barrier coatings under high temperature CMAS corrosion[J]. Surf Coat Tech, 2016, 304: 272–282.
- [11] YANG L, ZHONG Z C, ZHOU Y C, et al. Quantitative assessment of the surface crack density in thermal barrier coatings[J]. Act Mech Sin, 2014, 30(2): 167–174.
- [12] ITO K, KURIKI H, ARAKI H, et al. Estimation of Thermal Cracking Stress during Spraying of Thermal Barrier Coatings by Laser AE Method; proceedings of the 10th International Conference on Barkhausen and Micro-Magnetics (ICBM)[C]//Baltimore, MD, F Jul 21-26, 2013.
- [13] ITO K, KURIKI H, ARAKI H, et al. Detection of segmentation cracks in top coat of thermal barrier coatings during plasma spraying by non-contact acoustic emission method[J]. Sci Technol Adv Mater, 2014, 15(3): 035007.
- [14] WANG L, MING C, ZHONG X H, et al. Microstructure and self-healing properties of multi-layered NiCoCrAlY/TAZ/YSZ thermal barrier coatings fabricated by atmospheric plasma spraying[J]. Appl Surface Sci, 2019, 488: 246–260.
- [15] WENG W-X, CAO J-L, LIN H-L, et al. Acoustic emission and associated damage mechanism analysis in 8YSZ thermal barrier coatings under instrumented indentation[J]. J Therm Spray Technol, 2019, 28(7): 1651–1663.
- [16] ZHU W, LI Z Y, YANG L, et al. Real-time detection of CMAS corrosion failure in APS thermal barrier coatings under thermal shock[J]. Experim Mech, 2020, 60(6): 775–785.
- [17] ZHU W, ZHANG C X, YANG L, et al. Real-time detection of damage evolution and fracture of EB-PVD thermal barrier coatings under thermal shock: An acoustic emission combined with digital image correlation method[J]. Surf Coat Tech, 2020, 399: 126151.
- [18] YANG L, ZHOU Y C, LU C. Damage evolution and rupture time prediction in thermal barrier coatings subjected to cyclic heating and cooling: An acoustic emission method[J]. Act Mater, 2011, 59(17): 6519–6529.
- [19] WANG L, ZHAO Y X, ZHONG X H, et al. Influence of “island-like”

- oxides in the bond-coat on the stress and failure patterns of the thermal-barrier coatings fabricated by atmospheric plasma spraying during long-term high temperature oxidation[J]. *J Therm Spray Technol*, 2014, 23(3): 431–446.
- [20] SHUTAYWI M, KACHOUIE N N. Silhouette analysis for performance evaluation in machine learning with applications to clustering[J]. *Entropy*, 2021, 23(6): 759.
- [21] 裴晟堃, 李强. 四点弯曲条件下热障涂层断裂模式的声发射表征[J]. *中国表面工程*, 2019, 32(3): 138–153.
- XI Shengkun, LI Qiang. *China Surface Eng* (in Chinese), 2019, 32(3): 138–153.
- [22] 吴航, 董金善, 张捷. 基于多种算法的 45 钢声发射时频分析研究[J]. *现代制造工程*, 2014(11): 107–111.
- WU Hang, DONG Jinshan, ZHANG Jie. *Modern Manuf Eng* (in Chinese), 2014(11): 107–111.
- [23] YAO W B, DAI C Y, MAO W G, et al. Acoustic emission analysis on tensile failure of air plasma-sprayed thermal barrier coatings[J]. *Surf Coat Tech*, 2012, 206(18): 3803–3807.
- [24] 阳甜甜. 热障涂层高温 CMAS 腐蚀失效的声发射检测与模式识别[D]. 湘潭: 湘潭大学, 2016.
- YANG Tiantian. *Acoustic Emission Monitoring and Damage Mode Discrimination of Thermal Barrier Coatings Under High Temperature CMAS Corrosion* (in Chinese, dissatation). Xiangtan: Xiangtan University, 2016.
- [25] 骆剑彬, 姜绍飞, 沈圣, 等. 基于声呐成像的水下桩墩表观病害深度学习与智能检测[J]. *土木工程学报*, 2021, 54(7): 90–100.
- LUO Jianbin, JIANG Shaofei, SHEN Sheng, et al. *Chin Civ Eng J* (in Chinese), 2021, 54(7): 90–100.