

基于声发射的激光冲击强化表面硬度智能监测*

秦 锐¹, 张志芬¹, 李 耿¹, 都正尧¹, 温广瑞¹, 何卫锋²

(1. 西安交通大学机械工程学院 西安, 710049)

(2. 空军工程大学等离子体动力学重点实验室 西安, 710038)

摘要 为了实现激光冲击强化过程中材料表面显微硬度的实时评价,提出了一种结合声发射技术和机器学习技术的用于 7075 铝合金板材表面/次表面硬化率的在线监测方法。首先,通过离线硬度检测构建了表征材料表面硬化的综合指标——亚表面硬化率;其次,利用模态声发射理论实现了基于反对称 A_0 模态的梅尔倒谱时频图特征提取;然后,构建了融合多个感受野和注意力机制的神经网络质量评估模型;最后,通过激光冲击强化的实测数据对所提出方法的有效性和可行性进行了验证。实验结果表明,提取的时频图特征中具有更丰富的细节信息,相比于传统的神经网络,所提出模型的平均准确率最高达到了 97.41%。

关键词 激光冲击强化;声发射;表面质量监测;倒频谱分析;神经网络

中图分类号 TG668

引 言

激光冲击强化(laser shock peening, 简称 LSP)是一种新兴的金属表面强化工艺技术,具有无接触、无热影响区以及强化效果佳等优点^[1-2]。确保激光加工的稳定性和可靠性是实现精密制造的必要前提。由于 LSP 的瞬态工作机制,材料表面强化效果具有强随机性且易受外部因素干扰,而传统离线检测方法周期长,效率和精度低。为控制加工成本,消除质量盲区,亟需开发先进的表面质量实时监测技术。

目前,国内外开展了很多基于 LSP 的实验测量工作和质量监测研究^[3-7]。邱辰霖等^[5]基于相邻数据相关性来表征 LSP 的强化效果。美国 GE 公司提出了一种基于声信号固有频率的残余应力检测方法^[7]。然而,声信号感知能力有限,无法表征材料高应变率特性以及解释高动态应变下冲击波的模态成分。

倒谱分析是一种针对非线性信号的时频处理技术^[8]。梅尔频率倒谱系数(Mel frequency cepstrum coefficient, 简称 MFCC)作为经典的倒谱分析手段,在无损检测中被广泛使用^[9]。Mei 等^[10]构造了适用于加速度数据的梅尔滤波器,用来监视桥梁运行状况。作为声发射(acoustic emission, 简称 AE)信号的重要组成部分, A_0 模态可用于实现更细致的数据分析。刘治东等^[11]基于 A_0 模态成分研究了高速撞

击 AE 信号在复合 Whipple 结构中的传播特性。神经网络模型已成功应用于 LSP 样品残余应力预测^[3]。Shen 等^[12]使用多输入神经网络模型预测样本的残余应力,但需要提前获取多个离线应力标签,难以用于在线监测。卷积神经网络(convolutional neural network, 简称 CNN)是一种可以表征高级非线性特征的网络模型,结合注意力机制可应用于多个不同的学习任务^[13-14]。目前,鲜有结合注意力机制的深度学习算法用于 LSP 在线监测。

笔者提取出 AE 信号中的 A_0 模态,构造了一种对应其能量分布的滤波器。首先,采集 LSP 过程中的 AE 信号,能实时、强烈地反映瞬态动态特性;其次,借助模态声发射(modal acoustic emission, 简称 MAE)^[15]对 AE 信号进行模态分析并分离出 A_0 模态;然后,通过修订滤波器的权重因子表征 A_0 模态的频率响应;最后,利用多感受野卷积核和注意力机制对不同参数下的表面质量实现定量评估。

1 模态声发射

波动理论指出,波在具有一定厚度的板中沿着厚度方向传播时会不断发生反射,从而产生弥散现象,同时波形特征受到边界限制发生耦合转换。Gorman 根据模态和激发之间的关系,提出了 MAE

* 国家自然科学基金资助项目(52175433);国家重点研发计划资助项目(2020YFB1710002)

收稿日期:2021-09-18;修回日期:2023-05-17

理论。基于此,激光冲击的声发射源将在金属平板中产生多种模式的波信号,AE传感器获取的是一系列对称模式波和反对称模式波。波的频散方程为

$$\frac{\tan(\beta d/2)}{\tan(\lambda d/2)} = \left(-\frac{4\lambda\beta k^2}{(k^2 - \beta^2)^2} \right)^{\pm 1} \quad (1)$$

其中: $\beta^2 = (\omega_p^2/c_s^2) - k^2$; k 为波数, $k = \omega/c$; ω 为板波的角频率, $\omega = 2\pi f$; c 为相速度; c_p 和 c_s 分别为纵波波速和横波波速; f 为板波频率; d 为材料厚度; ± 1 次方表示对称模式; -1 次方表示反对称模式。

求解式(1),得到波的相速度和群速度。

2 本研究监测策略及网络结构

2.1 距离衰减权重的多通道数据层融合

AE波在传播过程中的衰减机理复杂^[14],导致声波强度会随着传播距离增加而呈指数下降。对于沿 x 轴传播的平面波,其信号振幅 $V = V_0 e^{-\alpha x}$ 。其中: V_0 为声源的声压; α 为衰减系数。

信号能量 E 为信号振幅强度的绝对值平方和,存在 $E = E_0 e^{-2\alpha x}$ 。由于激光能量已知, E_0 为常数,则

$$\alpha x = \ln E + \ln E_0 \quad (2)$$

对不同传播距离的铅笔芯断裂(简称断铅)实验^[14]AE信号进行线性拟合,可得到 α 。由于信号衰减程度不同,多通道数据层融合可以实现信号互补,消除传播距离的衰减影响。融合信号可表示为

$$V_f = \sum_{i=1}^4 \eta_i V_i \quad (3)$$

其中: η_i 为第 i 个传感器的距离权重,即第 i 个传感信号能量占总能量的百分比; V_i 为第 i 个传感信号幅值。

2.2 基于 A_0 模态的 MFCC

MFCC将真实频率标度 f_{hz} 和感知频率标度 f_{mel} 进行函数映射,其计算式为

$$f_{mel} = 2595 \times \lg\left(1 + \frac{f_{hz}}{700}\right) \quad (4)$$

每个梅尔滤波器具有三角形滤波特性,在梅尔频率范围内带宽相等。此外,平均线性分离的梅尔频率对应于具有指数增长间隔的自然声频率。

基于 A_0 模态的 MFCC(A_0 modal-based MFCC, 简称 AMFCC)的改进尺度函数以 AE 传感器中心频率($f_{AE} = 150$ kHz)为基线,将 20 Hz~200 kHz 分为 2 个频率范围。滤波器总数为 30, 2 个频率范围的滤波器数量之比为 4:6。滤波器组在 f_{AE} 以下稀疏

分布,其权重因子较小。AMFCC 的计算流程与 MFCC 的相似,其改进尺度函数为

$$f_{mel}' = \begin{cases} -2595 \times \lg\left(1 + \frac{f_{AE} - f_{hz}}{700}\right) + b & (0 \leq f_{hz} \leq f_{AE}) \\ -3255.1 \times \lg\left(1 + \frac{f_{AE} - f_{hz}}{700}\right) + b & (f_{AE} \leq f_{hz} \leq f_{end}) \end{cases} \quad (5)$$

其中: $b = 2595 \times \lg\left(1 + \frac{f_{AE}}{700}\right)$ 。

2.3 多尺度注意力卷积神经网络

在传统 CNN 识别任务中,需要添加多个卷积层来获得可区分特征,且需要更多的数据样本来避免过拟合现象。注意力机制的核心功能是选择出对当前任务目标识别更有效的信息。卷积块注意力模块(convolutional block attention module, 简称 CBAM)是一种为神经网络设计的、简单有效的注意力模块,可以帮助模型拥有聚焦关键特征的识别能力^[16]。

笔者采用多个不同尺度的感受野来增强信息流动。为了帮助模型更快、更精准地聚焦于事件的起始和偏移位置,在每一个卷积核后面引入了 CBAM。图 1 为笔者提出的具有多尺度卷积核和 CBAM 的 CNN。输入特征 X 在经过多尺度卷积核与 CBAM 后,得到的输出特征 Y 为

$$Y = \text{con}(C(f_{act}(W_1^1 X) + B_1) \cdots C(f_{act}(W_1^n X) + B_n)) \quad (6)$$

其中: $\text{con}(\cdot)$ 为级联运算,能够整合多个特征向量; W 为权重矩阵; B 为偏置向量; f_{act} 为激活函数; $C(\cdot)$ 为 CBAM 注意力权重运算^[16]。

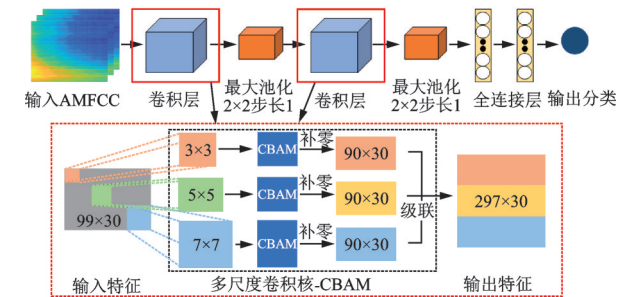


图1 具有多尺度卷积核和CBAM的CNN

Fig.1 CNN with multi-scale convolution kernels and CBAM

3 实验

3.1 LSP实验

图2为LSP实验装置图。实验系统由LSP处理系统和AE信号采集系统组成。LSP处理系统包

括6轴联动机器人、夹具、水约束管和激光发射器。Nd:YAG型激光器的波长为1064 nm,单脉冲能量为2~15 J,激光脉宽为18 ns,加工频率为1~10 Hz。

信号采集系统包括AE传感器、前置衰减器、前置放大器、数据采集卡和工控机。RS-2A型声发射传感器的中心频率为150 kHz。前置放大器和采集卡采用北京软岛公司的DS2-8B系列。衰减倍数为100倍的衰减器放置在传感器和前置放大器之间。实验中,光斑直径设为3 mm,分别以3 J和5 J的能量重复冲击3次。前置放大器的增益为20 dB,采样频率为3 MHz。传感器与待加工工件之间涂有耦合剂,以自然流水为约束层,厚度均匀的黑胶带为吸收层。

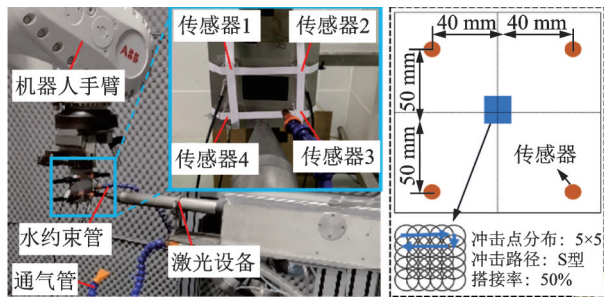


图2 LSP实验装置图
Fig.2 Diagram of LSP experimental device

3.2 铅笔芯断裂实验

标准铅笔芯断裂实验^[14]可用于研究脉冲AE信号的动态衰减特性。传感器等间距以40 mm直线分布,断铅点距离最近的传感器80 mm。选用直径为0.5 mm、长度为2.5 mm、与水平夹角为45°的HB铅笔进行3组重复的平面断铅实验。以40 dB的放大增益和3 MHz的采样率完成信号采集,未使用前置衰减器。

通过拟合断铅AE信号的信号强度与传播距离得到衰减系数,如图3所示。最终的衰减系数设为3次实验的系数平均值,即 $\alpha=0.0123$ dB/mm。此衰减系数将用于实现4通道的AE数据层融合。

3.3 离线硬度表征实验

利用HXD-1000TMC/LCD显微硬度计对每个试样的中间区域重复测量3次。物镜放大倍数为40x,加载力为0.49 N,保持时间为10 s,压痕点之间的距离为30 μ m,总测量距离为2.5 mm。7075铝合金截面显微硬度测试曲线如图4所示。靶材硬度为

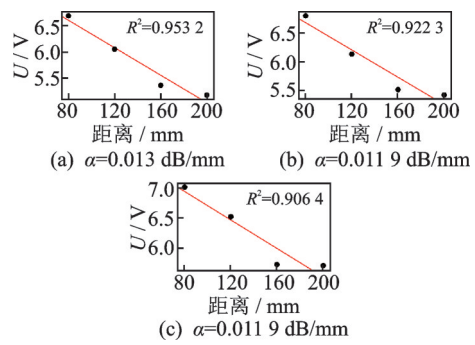


图3 断铅实验的拟合曲线和测试结果

Fig.3 Fitting curves and test results for lead-break experiments

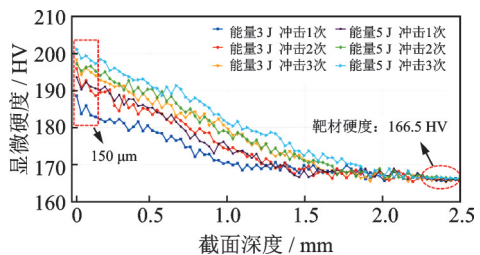


图4 7075铝合金截面显微硬度测试曲线

Fig.4 Cross-sectional microhardness test curves of 7075 Al alloy

166.5 HV,LSP在7075铝合金材料表面产生了一定深度的硬化效应。

为定量评价表面/亚表面的显微硬度变化,提出了一种新的LSP质量指标,即亚表面硬化速率(sub-surface hardening rate,简称SHR),其计算公式为

$$\xi_{\text{SHR}} = \frac{c_m - c_0}{c_0} \times 100\% \quad (7)$$

其中: c_m 为表面/亚表面硬度平均值; c_0 为靶材硬度。

样品在不同参数下显示出不同的SHR,特别是能量3 J冲击2次和能量5 J冲击1次的SHR几乎相同。这表明2个不同参数可以产生相似的硬化和塑性变形效应。不同LSP参数下7075铝合金的SHR和标签如表1所示。

表1 不同LSP参数下7075铝合金的SHR和标签

Tab.1 SHR and label of 7075 Al alloy with different LSP parameters

标签	LSP参数	平均硬度/HV	SHR/%
0	能量3 J冲击1次	184.87	11.03
1	能量3 J冲击2次	191.60	15.08
	能量5 J冲击1次	191.53	15.03
2	能量3 J冲击3次	195.53	17.44
	能量5 J冲击2次	195.98	17.70
3	能量5 J冲击3次	199.90	20.07

4 结果与讨论

4.1 数据融合

传感器 1 与冲击点的距离及对应的权重因子如图 5 所示。以传感器 1 为例,传感器越靠近冲击点,其权重分布越大,符合冲击源信号的能量分布。

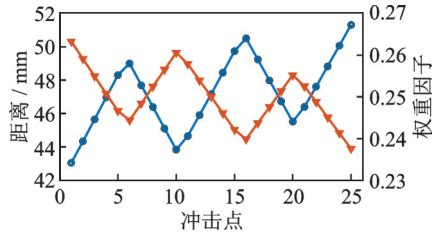


图 5 传感器 1 与冲击点的距离以及对应的权重因子
Fig.5 Distance of sensor 1 from the shock point and the corresponding weighting factor

计算不同类型信号最大幅值的标准差来定量比较融合前后的信号幅值差异,表 2 为融合 AE 信号与其他类型信号的标准差对比。可以发现,融合后的信号比融合前更加稳定,这表明数据层融合可以有效消除距离引起的振幅衰减影响,准确反映冲击状态信息。

表 2 融合 AE 信号与其他类型信号的标准差对比

Tab.2 Comparison of standard deviation between fusion AE signals and other types of signals

信号类型	标准差
传感器 1	0.675 7
传感器 2	0.703 5
传感器 3	0.569 8
传感器 4	0.598 1
融合 AE 信号	0.322 1

4.2 A₀ 模态信号

在 A₀ 模态分离之前,笔者首先研究了厚度为 4 mm 的 7075 铝合金的频散特性,如图 6 所示。由瞬态 LSP 过程产生的多模态波包含 6 个模态分量,即

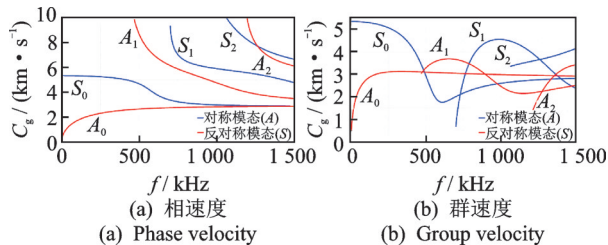


图 6 厚度为 4 mm 的 7075 铝合金频散特性曲线
Fig.6 Dispersion curves for 4 mm thick 7075 Al alloy

A₀, S₀, A₁, S₁, A₂ 和 S₂。此外,频率越高,模态混叠越严重。为了准确描述 LSP 动态过程,笔者采用低阶模态,包括 A₀ 和 S₀。然而,AE 信号的实际模态可能会受到 LSP 参数、传感器响应以及高频信号的影响。

在能量为 3 J、光斑直径为 3 mm 时,第 1 次冲击的原始 AE 信号和 A₀ 模态信号的时域波形和小波时频图如图 7 所示。AE 信号成分集中在 450 kHz 以下;高频分量模态主要在 100 μs 内产生,振幅小、衰减快、持续时间短,这与 LSP 纳秒激光的瞬态特性有关。另外,最大能量出现在 145 kHz~155 kHz 之间,出现时间滞后于其他频率分量,被认为是 A₀ 模态。其原因是在小于 200 kHz 范围内,只有 A₀ 和 S₀ 分量,A₀ 的传播速度远低于 S₀。

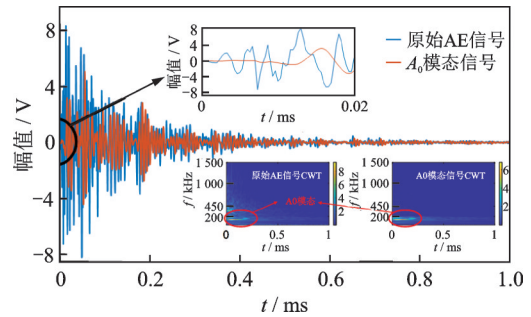


图 7 第 1 次冲击的原始 AE 信号和 A₀ 模态信号的时域波形和小波时频图

Fig.7 Time domain waveform and wavelet time-frequency diagram of the original AE and A₀ mode signals of the first shock

为了将 A₀ 模态从原始 AE 信号中分离出来,建立了滤波频带为 3 kHz~200 kHz 的椭圆滤波器。如图 8 所示,脉冲 AE 信号呈现出突发型振荡衰减波

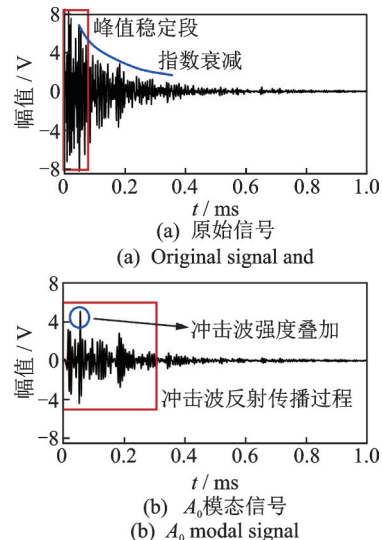


图 8 7075 铝合金 LSP 冲击信号
Fig.8 LSP shock signal of 7075 Al alloy

形,信号前端存在持续一段时间的峰值稳定段,对应于等离子体冲击波在材料表面和水约束层之间的往返传递过程。随着冲击波能量的损耗,AE信号发生指数衰减。 A_0 模态的时域分布更能反应出等离子体冲击波的传播特性,即在水约束层的限制下,多次重复作用于材料表面。信号最大幅值出现在第2个波峰处,其原因是多次冲击波的叠加。对比发现,2个信号的整体持续时间一致,这说明在模态成分的分离过程中并没有损失太多物理信息,反而提高了信号的信噪比。

4.3 AMFCC

考虑到AE信号的采样率,窗口类型、大小和相邻窗口重叠分别设置为汉明窗、1024和30。此时,每个AE信号可获得像素点为 99×30 的AMFCC。在能量为3 J、光斑直径为3 mm下,AE信号的 A_0 模态倒谱图如图9所示。在MFCC中,能量主要集中在高阶倒谱系数上,而笔者提出的AMFCC谱图显示了完整和准确的深层信息。

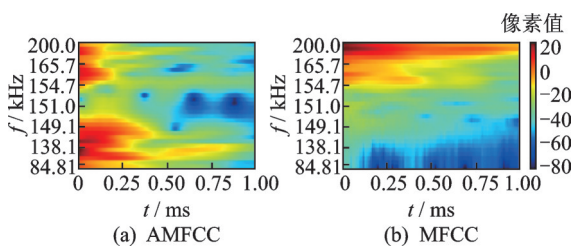


图9 AE信号的 A_0 模态倒谱图

Fig.9 A_0 mode cepstrum of AE signal

当能量为3 J,光斑直径为3 mm时,传感器1的AMFCC频谱图如图10所示。图10(a)为AE信号对应的AMFCC频谱图。可以发现,AMFCC在不同频率范围内的特性可以清楚地反映冲击次数的变化。在最初的0.25 ms,150.1 kHz~154.7 kHz的频率范围内有一个浅色区域,而其他频带的振幅较大。这是由于在该频带中滤波器密集分布,导致单个滤波器的谱线能量较低。观察图10(b)中不同区域系数的变化趋势,在162.5 kHz~165.7 kHz范围内,第1次冲击时系数持续时间为0.19 ms,第2,3次冲击的持续时间分别为0.26 ms和0.35 ms。显然,区域系数特征值与冲击次数正相关。随着LSP冲击次数的增加,铝合金的塑性变形程度随着位错增殖和晶粒细化而增加,这会促进弹性波的传播。另外,铝合金材料在LSP过程中的非线性效应会增加AE信号的谐波成分,从而表现出频率特

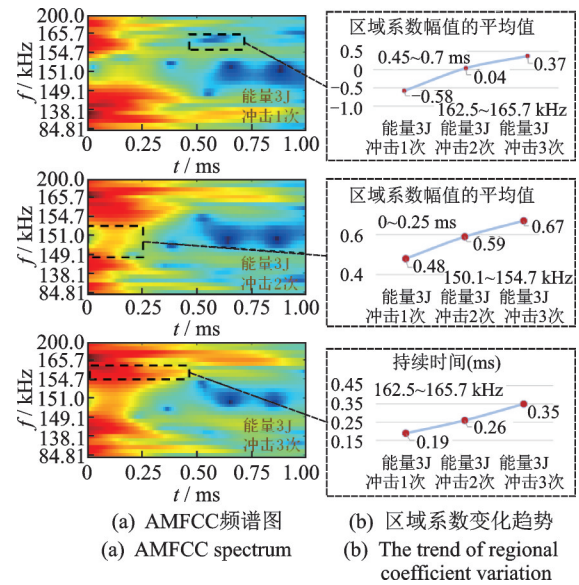


图10 传感器1的AMFCC频谱图

Fig.10 AMFCC spectrum of sensor 1

征的幅值增加。

4.4 基于CNN的SHR分类识别

将实验信号随机分为3部分:60%作为训练数据,10%作为验证数据,30%作为测试数据。设置16批次,使用Adam优化器以 10^{-4} 的学习率进行训练,选择分类交叉熵为损失函数。本项工作的所有验证实验都是在装有Intel(R) Core(TM) i7-8700 CPU @ 3.20 GHz和Nvidia RTX 2080Ti GPU的服务器上进行。

通过检查CNN模型在迭代100次的准确率和损失曲线来评估分类识别的精度,图11为模型的准确率曲线和损失曲线。可以发现:随着迭代次数的增加,训练集和验证集的损失函数曲线都有明显的下降收敛趋势,最终趋于平缓,而准确率曲线呈上升趋势。当迭代50次以后,模型精度已经达到了理想的96%。最终在测试集上的准确率达到97.41%,测试时间仅为0.06 s,能够满足工程应用。

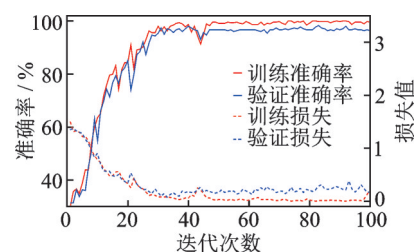


图11 模型的准确率曲线和损失曲线

Fig.11 Accuracy and loss curve of classification and recognition model

4.5 对比与讨论

4.5.1 与其他方法的对比

表 3 为不同信号与权重融合方法的模型测试精度。与原始 AE 信号相比, A_0 模态中包含有更多关键信息。另外, 由于均值权重因子忽略了模态信号自身的衰减特性, 故模型性能较差。

表 3 不同信号与权重融合方法的模型测试精度

Tab.3 Model test accuracy of different signal and weight fusion methods

方法	平均准确率/%	准确率方差
A_0 + 距离衰减权重融合	97.41	0.105 2
A_0 + 均值权重融合	92.81	0.785 9
AE + 距离衰减权重融合	84.08	2.134 9
AE + 均值权重融合	77.00	3.334 6

为了突出笔者提出方法的优越性, 将 AMFCC 与 MFCC、线性预测倒谱系数 (linear prediction cepstral coefficient, 简称 LPCC) 和伽玛通频率倒谱系数 (Gammatone frequency cepstrum coefficient, 简称 GFCC) 进行比较。不同输入特征的模型测试精度如表 4 所示。与 MFCC, LPCC 和 GFCC 相比, AMFCC 测试精度最高达到了 97.41%, 这是因为 AMFCC 中的滤波器权重分配更加符合信号能量分布的特点。此外, 其准确率方差最低, 说明该方法具有较强的鲁棒性和泛化性能。

表 4 不同输入特征的模型测试精度

Tab.4 Model test accuracy with different input features

输入特征	平均准确率/%	准确率方差
AMFCC	97.41	0.105 2
MFCC	71.18	7.456 2
LPCC	74.42	2.017 3
GFCC	75.58	1.944 0

为了进一步验证笔者提出方法的有效性, 将其与其他算法的模型进行对比。首先, 构建 3 个单一卷积核的 CNN 模型, 分别命名为 CNN-1, CNN-2, CNN-3, 其卷积核大小依次为 3×3 , 5×5 , 7×7 , 并在每一层卷积核后加入了注意力机制以增强信息流动。此外, 还构建了一个具有多尺度卷积核的模型 CNN-4, 其不具有注意力模块。不同网络模型在 AMFCC 上的测试精度如图 12 所示。表 5 为不同输入特征的模型测试精度。可以发现, 只使用单一卷积核时, 模型平均准确率和鲁棒性较差, 这反映出单一感受野不能有效捕获关键信息, 而具有多感受野的模型

能够很好地将关键区域与特定输入区域建立密切相关性, 从而捕获能够辅助判断的有效信息。同时, 在多感受野的基础上, 注意力机制的引入将进一步帮助模型更快、更精准地获取关键信息。

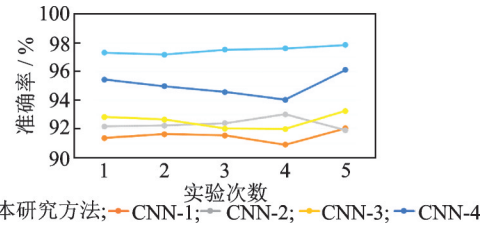


图 12 不同网络模型在 AMFCC 上的测试精度

Fig.12 Testing accuracy of different network structure models on AMFCC

表 5 不同输入特征的模型测试精度

Tab.5 Model test accuracy with different input features

模型	平均准确率/%	准确率方差
本研究方法	97.41	0.105 2
CNN-1	91.48	0.137 9
CNN-2	92.33	0.139 6
CNN-3	92.55	0.236 7
CNN-4	95.03	0.515 7

4.5.2 讨论

在高能激光束作用下, 金属材料的动态塑性变化将对弹性波的动态激发和传播产生复杂影响。在今后的工作中可以根据材料学和信号处理知识建立材料内部塑性变化与信号变化之间的相关性。此外, 基于机器学习理论的数据驱动建模可以更好地提取出信号中的非线性变化以及表征材料的加工质量, 未来仍需要开展更多的变工艺参数实验以确保研究方法的可靠性。

5 结 论

1) 提出的 LSP 质量指标 SHR 能够有效反映 $150 \mu\text{m}$ 冲击深度内表面和次表面的微硬化速率, 在不同的工艺参数下, 存在着加工窗口特性。

2) 提出的数据层融合方法能够有效补偿冲击点运动引起的距离衰减影响, 融合信号的标准差从 0.675 7 降低到 0.322 1。

3) 在 AMFCC 中, $150.1 \text{ kHz} \sim 154.7 \text{ kHz}$ 和 $162.5 \text{ kHz} \sim 165.7 \text{ kHz}$ 的幅值能量随着冲击次数的增加而增加。基于 AMFCC 的分类准确率达到 97.41%, 表明 AMFCC 可以有效抑制其他混叠模态噪声。

4) 与单一卷积感受野相比,所提出方法具有最优的测试准确率和方差。同时,注意力机制的引入使测试精度提升了2.38%。

参 考 文 献

- [1] 李伟,李应红,何卫锋. 激光冲击强化技术的发展和应
用[J]. 激光与光电子学进展, 2008, 45(12):15-19.
LI Wei, LI Yinghong, HE Weifeng. Development and
application of laser shock processing[J]. Laser & Opto-
electronics Progress, 2008, 45(12):15-19. (in Chinese)
- [2] 冯爱新,韩振春,聂贵锋,等. 激光冲击2024铝合金诱
导动态应力应变实验研究[J]. 振动与冲击, 2013,
32(14):200-203.
FENG Aixin, HAN Zhenchun, NIE Guifeng, et al.
Tests for dynamic stress-strain of 2024 aluminum alloy
induced by laser shocking[J]. Journal of Vibration and
Shock, 2013, 32(14):200-203. (in Chinese)
- [3] ZHANG Z, QIN R, LI G, et al. Deep learning-based
monitoring of surface residual stress and efficient sens-
ing of AE for laser shock peening[J]. Journal of Materi-
als Processing Technology, 2022, 303: 117515.
- [4] 邱辰霖,程礼. 时间序列分析技术在激光喷丸声学监测
中的应用[J]. 应用激光, 2016, 36(2):146-150.
QIU Chenlin, CHENG Li. Study on acoustic monitor-
ing method of laser peening based on time series analysis
[J]. Applied Laser, 2016, 36(2):146-150. (in Chinese)
- [5] 邱辰霖,程礼,何卫锋. 一种基于数据间相关性的激光喷
丸声学监测技术[J]. 振动与冲击, 2017, 36(4):139-143.
QIU Chenlin, CHENG Li, HE Weifeng. A condition
monitoring method for laser peening based on the corre-
lation between the adjacent aata[J]. Journal of Vibra-
tion & Shock, 2017, 36(4):139-143. (in Chinese)
- [6] QIN R, ZHANG Z, HUANG J, et al. Surface stress
monitoring of laser shock peening using AE time-scale
texture image and multi-scale blueprint separable convo-
lutional networks with attention mechanism[J]. Expert
Systems with Applications, 2023, 224: 120018.
- [7] DAVIS B M, MCCLAIN R D, SUH U W, et al. Real
time laser shock peening quality assurance by natural fre-
quency analysis: US, US6914215 B2[P]. [2005-07-05].
- [8] 朱雪峰,冯早,吴建德,等. 基于信息增益的管道堵塞声学
检测方法[J]. 振动、测试与诊断, 2021,41(2):267-274.
ZHU Xuefeng, FENG Zao, WU Jiande, et al. Acous-
tic based approach of sewer blockage recognition using
information gain for feature selection[J]. Journal of Vi-
bration, Measurement & Diagnosis, 2021, 41(2) :
267-274. (in Chinese)
- [9] DAVIS S, MERMELSTEIN P. Comparison of para-
metric representations for monosyllabic word recogni-
tion in continuously spoken sentences[J]. IEEE Trans-
actions on Acoustics, Speech, and Signal Processing,
1980, 28(4): 357-366.
- [10] MEI Q, GUL M, BOAY M. Indirect health monitor-
ing of bridges using Mel-frequency cepstral coefficients
and principal component analysis[J]. Mechanical Sys-
tems and Signal Processing, 2018, 119: 523-546.
- [11] 刘治东,庞宝君,刘刚,等. 超高速撞击声发射信号在
Whipple结构中的传播时序特性研究[J]. 宇航学报,
2015, 36(3): 351-359.
LIU Zhidong, PANG Baojun, LIU Gang, et al. Analy-
sis of the propagation sequence characteristic of hyperve-
locity impact induced acoustic emission waveform in
Whipple shielding structure [J]. Journal of Astronau-
tics, 2015, 36(3):351-359. (in Chinese)
- [12] SHEN X, SHUKLA P, SUBRAMANIYAN A, et al.
Residual stresses induced by laser shock peening in or-
thopaedic Ti-6Al-7Nb alloy[J]. Optics & Laser Tech-
nology, 2020, 131:106446.
- [13] 赵志宏,李晴,李春秀. 基于卷积GRU注意力的设备
剩余寿命预测[J]. 振动、测试与诊断, 2022,42(3) :
572-579.
ZHAO Zhihong, LI Qing, LI Chunxiu. Remaining use-
ful life prediction based on ConvGRU-attention method
[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis,
2022, 42(3):572-579. (in Chinese)
- [14] ZHANG Z, QIN R, LI G, et al. A novel approach for
surface integrity monitoring in high-energy nanosecond-
pulse laser shock peening: acoustic emission and hybrid-
attention CNN[J]. IEEE Transactions on Industrial In-
formatics, 2022, 19(3) : 2802-2813.
- [15] GORMAN M R. Plate wave acoustic emission[J]. Jour-
nal of the Acoustical Society of America, 1991, 90(1) :
358-364.
- [16] WOO S, PARK J, LEE J Y, et al. Cbam: convolu-
tional block attention module [C]//European Confer-
ence on Computer Vision (ECCV). Munich, Germa-
ny: Springer, 2018: 3-19.



第一作者简介:秦锐,男,1995年10月
生,博士生。主要研究方向为激光冲击
强化、在线智能监测和信号处理等。
E-mail:qinr_1026@163.com

通信作者简介:张志芬,女,1984年9月
生,博士、副教授、博士生导师。主要研
究方向为激光冲击强化和增材制造的质
量智能监测和诊断。
E-mail:zzf919@xjtu.edu.cn